

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE FERHAT ABBAS –SETIF 1-
UFAS (ALGERIE)

THÈSE

Présentée à la faculté de technologie

Département d'Electronique

Pour l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Par :

MEBARKIA KAMEL

Thème

***Paramétrisation des potentiels d'action d'une
unité motrice détectés non-invasivement***

Soutenue le 6 Novembre 2014 (13 Moharem 1436) devant le jury composé de :

Pr N. BOUZIT	Prof à l'université de Sétif 1	Président
Pr R. E. BEKKA	Prof à l'université de Sétif 1	Rapporteur
Pr S. BOUGUEZEL	Prof à l'université de Sétif 1	Examineur
Pr D. CHIKOUCHE	Prof à l'université de M'Sila	Examineur
Dr S. AIDEL	M.C.A à l'université de BBA	Examineur
Dr K. ROUABAH	M.C.A à l'université de BBA	Examineur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



وقل زدني علماً

To my country ALGERIA

To my very dear parents

To my dearest wife

To my dear brothers and sisters...

Remerciements

Je remercie Monsieur Rais El hadi Bekka, Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif, pour avoir accepté d'être mon rapporteur. Je tiens également à exprimer ma vive gratitude pour toutes ses remarques et ses propos utiles durant la réalisation de ce travail.

Je tiens à remercier vivement Madame Catherine Disselhorst-Klug Professeur à l'université RWTH, directrice du laboratoire RPE de l'institut Helmholtz à Aachen Allemagne pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire et m'autoriser à utiliser les équipements et les moyens disponibles afin de réaliser ce travail.

Je remercie Monsieur Nacereddine Bouzit, Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif¹, pour avoir accepté d'être président du jury.

Je remercie Monsieur Djamel Chikouche, Professeur à l'université de M'Sila, pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Je remercie Monsieur Saad Bouguezel, Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif¹, pour avoir accepté d'être membre du jury.

Je remercie Monsieur Salih Aidel, Maître de Conférences à l'université de BBA, pour avoir accepté d'être membre du jury.

Je remercie Monsieur Khaled Rouabah, Maître de Conférences à l'université de BBA, pour avoir accepté d'être membre du jury.

Liste des acronymes

EMG	Electromyographie. Technique d'enregistrements de l'activité électrique pour étudier les fonctions des muscles.
UM	Unité motrice
PAUM	Potential d'action d'une MU
TPAUM	Train de PAUM
sEMG	Surface EMG: Electromyographie de surface
HSR-EMG	High spatial resolution : Technique de détection du signal sEMG qui permet une bonne sélectivité des MUAPs
IED	Inter-electrode distance : Distance inter-électrodes
RMS	Root mean square: Valeur moyenne quadratique
ARV	Average rectified value: Valeur moyenne rectifiée
SD	Simple difference : Différence simple
NDD	Normal double difference : Double différence normale
LDD	Longitudinal double difference : Double différence longitudinale
MVC	Maximum voluntary contraction : Contraction volontaire maximum
SNR	Signal to noise ratio : Rapport signal sur bruit
BB	The biceps brachii muscle : le muscle biceps brachial
APB	The abductor pollicis brevis muscle: le muscle court abducteur du pouce
FDI	The first dorsal interosseous muscle: le muscle premier interosseux dorsal
JNM	Junction neuromusculaire
ZI	Zone d'innervation

Table des matières

Introduction générale	1
------------------------------	----------

Chapitre 1: Electromyographie: Principe et applications

1.1. Introduction.....	4
1.2. Principe de génération du signal EMG	5
1.2.1. La physiologie de base du contrôle moteur et la contraction musculaire.....	5
1.2.1.1. Les cellules musculaires	5
1.2.1.2. Unité motrice	5
1.2.1.3. Types des unités motrices.....	7
1.2.1.4. Excitabilité des membranes musculaires	8
1.2.2. Potentiel d'action	9
1.2.3. Potentiel d'action d'une unité motrice (PAUM).....	9
1.2.4. Signal électromyographique (EMG).....	10
1.2.5. Contrôle de l'unité motrice et la force.....	12
1.2.5.1. Principe de taille.....	12
1.2.5.2. Taux de décharge.....	13
1.2.5.3. Common drive ou 'source commune'.....	13
1.2.6. Biophysique de la génération des signaux EMG.....	14
1.2.6.1. Source du signal.....	14
1.2.6.2. Génération et extinction de l'IAP	15
1.2.6.3. Volume conducteur.....	16
1.3. Applications de l'électromyographie.....	18
1.3.1. Neurology	18
1.3.2. Ergonomie.....	19
1.3.3. Mouvement et analyse de la marche.....	20
1.3.4. Réhabilitation.....	21
1.3.5. Biofeedback.....	22
1.3.6. Contrôle de prosthèse.....	22
1.4. Conclusion.....	23

Chapitre II : Acquisition des signaux électromyographiques

2.1. Introduction.....	24
2.2. Détection invasive des signaux EMG: EMG intramusculaire.....	24
2.3. Détection EMG non-invasive: EMG de surface.....	25
2.3.1. Préparation de la peau	27
2.3.2. Crosstalk.....	27
2.3.3. Normalisation sEMG.....	27
2.3.4. Types des électrodes	28
2.3.4.1. Electrodes sèches.....	28
2.3.4.2. Electrodes gélifiées.....	28
2.4. Configuration des électrodes.....	29
2.4.1. Configuration monopolaire.....	29
2.4.2. Configuration bipolaire.....	30
2.5. Electromyographie de la haute résolution spatiale (HSR-EMG).....	31
2.5.1. Filtres à deux dimensions constitués d'électrodes points.....	34
2.5.2. Filtres spatiaux composés d'électrodes à dimensions physiques....	37
2.6. Acquisition du signal sEMG.	38
2.6.1. Electrodes pins et électrode neutre.....	39
2.6.2. Préamplificateur.....	42
2.6.3. Amplificateur principal.....	42
2.6.4. Carte d'acquisition.....	43
2.7. Filtrage du signal sEMG.....	43
2.7.1. Filtrage de l'information non utile.....	43
2.7.2. Filtrage du bruit de ligne 50Hz.....	44
2.8. Conclusion.....	44

Chapitre III : Reconnaissance floue du PAUM

3.1. Introduction.....	45
3.2. Méthodes	46
3.2.1. Sujets.....	46
3.2.2. Acquisition des données et prétraitement.....	46
3.2.3. Détection des PAUMs candidats.....	48
3.2.4. Etiquetage des données.....	49
3.3. Extraction des caractéristiques	50
3.3.1. Paramètres morphologiques visibles.....	50
3.3.2. Paramètres morphologiques cachés	53
3.4. Classification floue.....	54
3.4.1. Ajustement des taux de confiance par l'algorithme génétique.....	57
3.4.2. Génération des signaux SEMG synthétiques.....	58
3.4.3. Complexité des signaux.....	59
3.5. Evaluation du chevauchement du PAUM.....	60
3.6. Résultats.....	61
3.6.1. Coefficient de symétrie	61
3.6.2. Elaboration des règles floues 'if-then'.....	63
3.6.3. Classification des PAUMs candidats sans ajustement des taux de confiance.....	67
3.6.4. Classification des PAUMs candidats avec ajustement des taux de confiance.....	68
3.7. Importance des caractéristiques dans la classification.....	69
3.8. Classification des PAUMs candidats des signaux synthétiques.....	70
3.9. Discussion et conclusion.....	73

Chapitre IV: Décomposition du signal sEMG

4.1. Introduction.....	77
4.2. Méthodes.....	78
4.2.1. Modèle de génération des signaux sEMG.....	78
4.2.2. Evaluation de la superposition.....	81
4.2.3. Principe de décomposition	83
4.2.3.1. Décomposition en mode normal.....	83
4.2.3.2. Décomposition en mode progressif.....	90
4.2.4. Reconnaissance du PAUM.....	92
4.3. Résultats et évaluation de performance.....	98
4.3.1. Décomposition sans bruit	98
4.3.2. Décomposition en présence de bruit.....	102
4.4. Conclusion.....	104

Conclusion générale.....	95
---------------------------------	-----------

Bibliographie	98
----------------------------	-----------

Introduction générale

Introduction générale

Dans la vie humaine, la plupart des activités sont effectuées par des éléments importants qui sont les muscles. Les mouvements et la locomotion sont initiés par l'excitation électrophysiologique d'un groupe d'unités motrices (UMs) tout en contractant volontairement ou involontairement un muscle. Le signal électrophysiologique généré lors de l'excitation/contraction peut être détecté et utilisé pour étudier la fonction musculaire. Ce dernier procédé est connu sous le nom d'électromyographie (EMG). Donc, d'une manière simple, l'électromyographie est l'étude de la fonction musculaire grâce à l'analyse des signaux électriques générés durant les contractions musculaires.

La détection du signal EMG peut s'effectuer soit par la technique invasive basée sur l'insertion des aiguilles dans le muscle soit par la technique non invasive qui consiste à placer des électrodes à la surface du muscle. Le signal EMG résultant dans les deux situations, représente la somme de tous les potentiels d'action des unités motrices actives impliquées dans la contraction. En raison des avantages de la technique non invasive ou l'EMG de surface (sEMG), les chercheurs ont réalisé de nombreux travaux durant ces dernières décennies et ont développé de nombreuses approches afin de mieux exploiter les signaux sEMG [1], [2], [3], [4], [5]. La technique sEMG est plus commode car elle ne cause ni douleur, ni risque d'infection contrairement à la technique de l'aiguille EMG. Cependant, l'information portée par le signal sEMG est globale et n'est pas directement adaptée à certaines applications telles que le diagnostic de troubles neuromusculaires, dans lequel l'unité motrice doit être étudiée à travers son potentiel d'action.

Les unités motrices sont les plus petites unités fonctionnelles de la contraction musculaire et constituent donc la base pour comprendre le mécanisme de la contraction et pour résoudre les problèmes liés au système neuromusculaire. Les potentiels d'action des UMs recrutées forment les blocs de construction du signal sEMG, par conséquent, l'étude du potentiel d'action de l'unité motrice (PAUM) ne peut être réalisée sans son extraction ou son isolation des signaux sEMG. Deux méthodes alternatives peuvent être utilisées pour isoler le PAUM. La première est la procédure de décomposition par laquelle le signal EMG de surface est décomposé en ses constituants les trains de PAUMs (TPAUMs). La seconde est la détection par filtrage à haute résolution spatiale en utilisant des filtres 2D appelée en anglais High Spatial Resolution (HSR). Cette électromyographie HSR (HSR-EMG) a été introduite pour la première fois par Rau et al, en 1985. Avec cette technique, le signal EMG de surface est détecté par multi-électrodes pondérées constituant un filtre spatial. Par conséquent, un seul PAUM peut être facilement détecté, même au cours des contractions élevées. Cette technique est équivalente à celle exploitée en traitement de l'image par l'utilisation d'un masque 2D pour filtrer les images.

Le potentiel d'action de l'unité motrice détecté à partir d'un muscle dépend des caractéristiques musculaires, physiologiques et anatomiques, et de l'instrumentation utilisée pour la mesure des signaux. Aussi bien la forme que le taux de décharge du PAUM sont d'importantes sources d'informations pour le diagnostic des pathologies musculaires et des troubles neuronaux. Ainsi, le PAUM a fait l'objet de nombreuses recherches [6], [7], [8]. Jusqu'à présent, l'étude du PAUM est toujours une tâche difficile en raison de l'effet de divers facteurs menant à sa méconnaissance. Cette méconnaissance du PAUM est principalement causée par le bruit et par la perturbation des autres PAUMs qui se chevauchent avec ce dernier.

De nombreuses techniques ont été utilisées pour détecter le PAUM à partir du signal EMG. Certaines se basent sur un certain seuil relié à l'amplitude, d'autres s'intéressent à tout type d'occurrence comme les pics et les transformées en ondelettes correspondantes [7], [9], [10], [11]. La détection du PAUM peut être améliorée par le moyennage des PAUMs similaires, en raison de l'amélioration du rapport signal-sur-bruit [9], [10], [12]. Les paramètres morphologiques tels que l'amplitude, la durée et la surface ont été utilisés pour traiter la reconnaissance du PAUM et pour son investigation [8], [13], [14]. La détection du PAUM est plus précise dans le cas du signal EMG intramusculaire. En effet, le PAUM détecté est vif et peut être reconnu directement comme un PAUM isolé. Cependant, le PAUM détecté à partir d'un signal sEMG ne peut pas être toujours reconnu comme un PAUM isolé en raison du chevauchement de ce dernier avec un grand nombre de PAUMs ayant de longues durées.

Les PAUMs ont été également reconnus indirectement par le processus de décomposition. Deux étapes principales ont été utilisées pour la décomposition, la segmentation du signal EMG et le regroupement des PAUMs isolés [15], [16], [17]. L'étape de segmentation permet la détection des segments actifs et inactifs dans le signal en utilisant les techniques de détection. Les segments actifs ayant un pic peuvent être considérés comme des PAUMs candidats, mais pas forcément des PAUMs isolés. L'étape de regroupement (clustering) permet en même temps la reconnaissance indirecte des PAUMs isolés en calculant la similarité entre les PAUMs candidats du même groupe et l'estimation du taux de décharge de chaque PAUM. Diverses méthodes de classification ont été proposées telles que la mesure de la similarité basée sur un calcul de distance à l'aide des caractéristiques temporelles et spectrales du PAUM [10], [11], le concept du plus proche voisin (k-nearest neighbor Knn) [11], la méthode K-moyennes (K-means) [18], les cartes auto-adaptatives (self-organization maps) [19] et l'approche floue [20]. Le regroupement des PAUMs candidats détectés avant leur reconnaissance peut conduire à des erreurs dans le processus de décomposition. Par conséquent, un système de reconnaissance pour les PAUMs isolés est nécessaire pour améliorer la performance de la détection et de la décomposition.

La technique HSR-EMG est une alternative non-invasive qui permet d'obtenir un PAUM isolé, même au niveau de contraction élevé. Cette technique applique des filtres spatiaux passe-hauts à des signaux monopolaires. En effet, en utilisant des électrodes multiples pondérées, la technique HSR-EMG favorise les PAUMs superficiels et affaiblit les plus profonds [21], [22]. Le filtre double différence normale (NDD) ou filtre de Laplace a été qualifié d'une résolution spatiale suffisante pour obtenir des PAUMs isolés [6], [23]. L'utilisation du filtre NDD assure la contribution individuelle du PAUM à un signal avec une petite durée (un PAUM vif). Ainsi, le chevauchement entre les PAUMs diminue. Si les PAUMs individuels sont totalement isolés, ils peuvent être facilement reconnus dans le signal. Lorsque le niveau de contraction augmente, plus d'UMs sont recrutées, où de nombreux PAUMs vont se chevaucher, ceci provoque un motif d'interférence dans lequel la forme du PAUM ne peut pas être détectée de manière fiable [24].

Cette thèse présente un système automatique élaboré dont le rôle est de détecter et reconnaître les PAUMs isolés et chevauchés dans les signaux HSR-EMG en définissant de nouvelles caractéristiques morphologiques du PAUM. Le problème de la reconnaissance du PAUM isolé/chevauché est considéré comme un problème de classification. En fait, l'isolement ou le chevauchement du PAUM est une question de degré : un PAUM peut être totalement ou partiellement chevauché par un certain degré. Cet aspect d'imprécision et

d'ambiguïté favorise le traitement du problème de la classification du PAUM par l'utilisation de la logique floue. Bien que la logique floue a été beaucoup exploitée dans les systèmes de contrôle, [25], [26] de nombreux chercheurs l'ont étudiée dans les problèmes de classification [25], [27]. Alternativement, les règles linguistiques sont faciles à comprendre, à vérifier et à étendre par des experts humains. Dans la plupart des cas, l'utilisation des systèmes à logique floue, les règles sont générées par un expert humain. Toutefois, dans certains cas, l'expert humain n'a pas une bonne compréhension du problème en question, par conséquent, les règles linguistiques pourraient être erronées. Dans de tels cas, les données numériques sont nécessaires pour fournir des règles par des mécanismes d'apprentissage. Dans les deux dernières décennies, de nombreuses méthodes ont été proposées pour générer automatiquement des règles floues pour la classification des templates [28], [29], [30], [31].

Dans le classificateur flou proposé dans ce travail, les règles ont été tirées directement du comportement des caractéristiques dans les deux classes de PAUMs (isolés et chevauchés). Pour améliorer les performances du système de classification, ce dernier a été optimisé en tenant compte du taux de confiance de ses règles en utilisant un algorithme génétique (GA).

En se basant sur la reconnaissance paramétrique du PAUM, un algorithme de décomposition a été proposé et présenté pour décomposer le signal sEMG.

Cette thèse est organisée en quatre chapitres.

Le chapitre 1 présente les connaissances de base relatives à la technique de l'électromyographie (EMG). En effet, le mécanisme de la contraction, l'origine du signal EMG et ses applications ont été décrits.

Les techniques utilisées pour détecter le signal EMG de surface en particulier la technique de la haute résolution spatiale (HSR) sont présentées dans le chapitre 2. La technique (HSR- EMG) est basée sur le principe du filtre par lequel les électrodes sont disposées et pondérées de telle façon que le PAUM détecté peut être isolé, même au cours d'une contraction élevée.

Le chapitre 3 présente la contribution réelle de notre travail qui se focalise sur une nouvelle méthode de reconnaissance isolée/chevauché du PAUM en se basant sur ses caractéristiques morphologiques en utilisant un classificateur flou. Le classificateur flou qui se compose de nombreuses règles de forme 'If-Then' a été élaboré en s'appuyant sur les données recueillies à partir de trois muscles de onze sujets sains. Les caractéristiques du PAUM ont été étudiées et présentées. Les taux de confiance des règles élaborées ont été optimisés par les algorithmes génétiques (GA). Des signaux synthétiques ont été exploités pour évaluer la performance de la reconnaissance floue élaborée.

Le chapitre 4 décrit le principe de la décomposition du signal EMG de surface et de l'algorithme de décomposition proposé. Ce chapitre présente une application de la reconnaissance du PAUM en se basant sur des paramètres des PAUMs n'apparaissant pas complètement dans le signal. Ces paramètres ont été choisis après l'étude de leur comportement.

Une conclusion générale termine cette thèse.

Chapitre 1

Electromyographie: Principe & applications

1.1. Introduction

Comme de nombreux phénomènes naturels, leur observation ne peut être directe que par l'utilisation d'outils performants. L'histoire de l'électromyographie (EMG) a débuté avec la découverte de l'électricité. Un électromyogramme signifie littéralement l'enregistrement de l'activité électrique de la membrane de la cellule musculaire. En 1773, Walsh avait été en mesure de démontrer clairement que le tissu musculaire pourrait générer une étincelle d'électricité. Plus tard en 1790, Galvani a obtenu une preuve directe qu'il existe une relation entre la contraction des muscles et de l'électricité au cours d'une série d'études sur les muscles de la grenouille [32]. Par l'utilisation des premiers galvanomètres, Carlo Matteucci a prouvé en 1838 que les courants électriques sont générés par les muscles pendant leur contraction. L'étude de la fonction du muscle à l'aide de l'activité électrique qui accompagne la contraction du muscle est devenue une discipline appelée électromyographie [33]. Les signaux liés à cette activité sont appelés signaux électromyographiques [33], [34].

Au début du 19^{ème} siècle, les études de l'activité électrique des muscles sont devenues fréquentes. Il a été connu par le travail de Piper (1912), que les contenus du signal EMG aussi bien l'amplitude que la fréquence changent durant une contraction musculaire soutenue en cas de fatigue. En 1922, H. Gasser S. et J. Erlanger ont utilisé l'oscilloscope pour observer la morphologie du signal EMG. Ce travail leur a permis de remporter le prix Nobel de la médecine en 1944 [33]. Les travaux relatifs aux techniques EMG ne peuvent pas être tous cités dans cette thèse. La technologie liée à l'informatique et les nouvelles méthodes utilisées en traitement du signal ont toutes contribué à la progression de l'électromyographie connue de nos jours.

Comprendre les signaux EMG implique la compréhension des muscles et la façon dont ils génèrent des signaux bioélectriques. Ça implique également la compréhension du 'problème direct', qui évoque les mécanismes et les phénomènes spécifiques qui influencent les signaux, ainsi que le "problème inverse" concernant la façon dont les signaux reflètent l'identification et la description de certains mécanismes et phénomènes. Le concept du problème direct et du problème inverse est familier aux physiologistes et aux ingénieurs. Il est strictement associé à la notion d'un système ayant un ensemble d'entrées, de sorties et des fonctions de transfert, et à un modèle ayant un ensemble de descriptions et relations associant, sous certaines conditions et hypothèses, les entrées aux sorties [35].

Dans ce chapitre, une description de base du système physiologique dont la sortie est le signal détecté par l'intermédiaire d'une aiguille ou le signal EMG de surface, sera fournie. Nous résumons un grand nombre de facteurs et phénomènes qui contribuent à ce type de signaux et qui fournissent une base de connaissances pour comprendre les signaux EMG. L'utilité de ces fameux signaux qui se résume à leurs applications sera présentée brièvement à la fin de ce chapitre.

1.2. Principe de génération du signal EMG

1.2.1. La physiologie de base du contrôle moteur et la contraction musculaire

1.2.1.1. Les cellules musculaires

Il existe trois types de muscles dans le corps humain: le muscle lisse, le muscle cardiaque et le muscle strié (muscle squelettique).

Les muscles lisses sont involontaires (c'est à dire qu'ils ne peuvent pas être contrôlés volontairement). Leurs cellules ont une longueur variable mais sont de l'ordre de 0,1 mm. Les muscles lisses existent, par exemple, au niveau du tube digestif, de la paroi de la trachée, de l'utérus et de la vessie. La contraction du muscle lisse est contrôlée à partir du cerveau par l'intermédiaire du système nerveux autonome.

Le muscle cardiaque est également strié, mais diffère des autres muscles squelettiques non seulement qu'il est involontaire, mais aussi lorsqu'il est excité, il génère une impulsion électrique beaucoup plus large que celle générée par le muscle squelettique. En effet, la durée de cette impulsion est d'environ 300 ms. En conséquence, la contraction mécanique dure plus longtemps. En outre, le muscle cardiaque a une propriété particulière: l'activité électrique d'une cellule musculaire se propage à toutes les autres cellules musculaires environnantes, en raison d'un système complexe de jonctions intercellulaires.

Les muscles striés, sont également appelés muscles squelettiques en raison de leur emplacement anatomique. Ils sont formés d'un grand nombre de fibres musculaires. Chaque fibre forme une cellule et se distingue par la présence d'une alternance de bandes sombres et claires. C'est l'origine de la description "strié", comme une autre terminologie du muscle squelettique. La fibre musculaire striée correspond à une fibre nerveuse (non myélinisée) mais qui se distingue par l'électrophysiologie du nerf par la présence d'un système périodique transversal tubulaire (TTS), et d'une structure complexe qui poursuit la membrane de surface à l'intérieur du muscle. La propagation de l'impulsion sur la membrane de surface se poursuit radialement dans la fibre par l'intermédiaire de la TTS, et forme le déclenchement de la contraction myofibrille. Les muscles striés sont reliés aux os par les tendons. Ces muscles sont volontaires et constituent une partie essentielle de l'organe de soutien et de mouvement. Les petits d'entre eux ont des unités motrices contenant de 3 à 10 myofibrilles, tandis que les plus grands contiennent jusqu'à 2000 myofibrilles [36].

La figure 1.1 montre une représentation schématique de la structure des muscles. Le mécanisme de contraction est un processus métabolique complexe par lequel les Z- lignes du sarcomère des myofibrilles se rapprochent les unes des autres sous l'effet de la traction entre les deux protéines (la myosine et l'actine). Cette contraction est contrôlée par le système nerveux central (SNC) par l'intermédiaire de l'influx nerveux qui active les fibres.

1.2.1.2. Unité motrice

Le système moteur humain contrôle la posture, la force et les mouvements par les muscles squelettiques ou striés. Il se compose d'un système moteur central et d'un grand nombre d'unités motrices. Les schémas de principe simplifiés du système moteur central et le concept de l'unité motrice (UM) sont représentés sur les figures 1.2 et 1.3. Les muscles squelettiques comprennent de longues cellules parallèles (fibres musculaires) qui constituent une unité structurelle contractile. Chez l'homme, les fibres musculaires ont des longueurs allant de quelques millimètres à plusieurs centimètres et le diamètre varie de dix

à cent micromètres. Quand il est excité, chaque fibre se rétracte d'environ 57% de sa longueur. La contraction de la fibre est due au processus biochimique qui sera expliqué plus loin (voir section suivante) [35], [37].

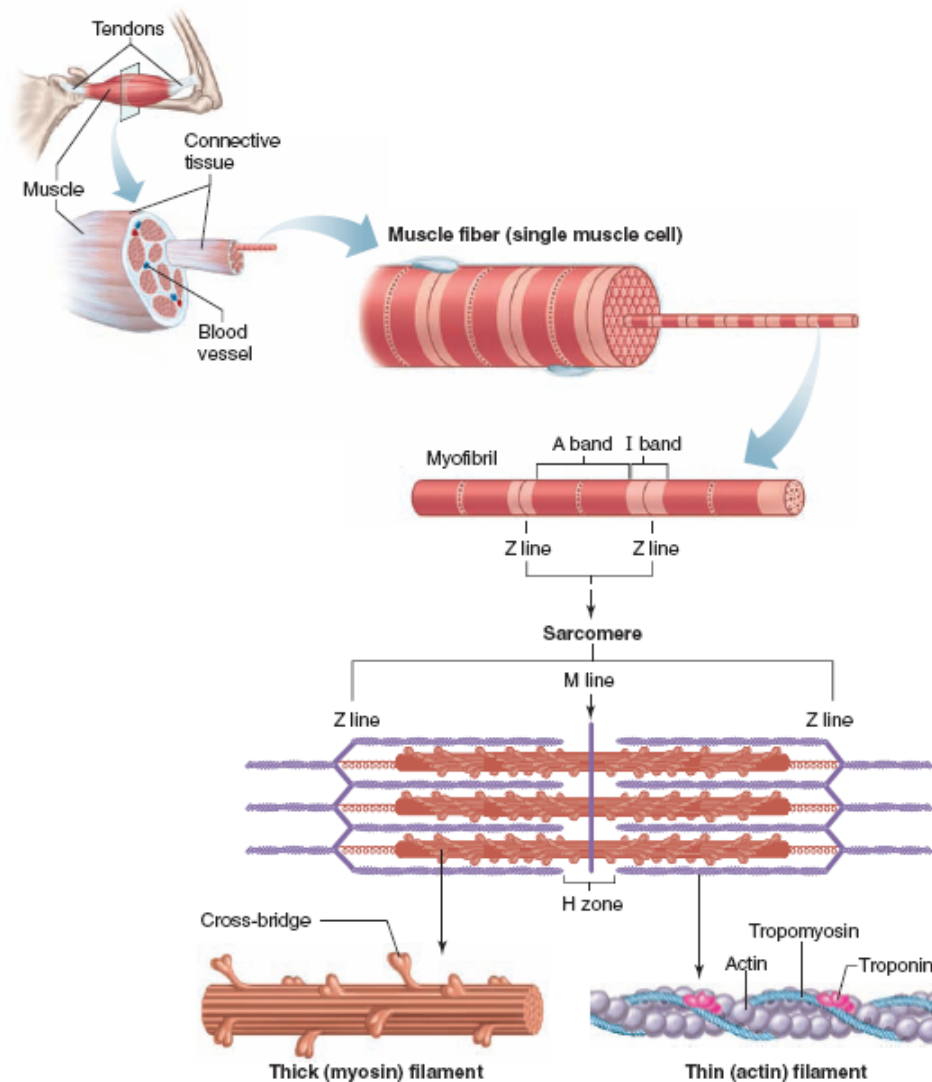


Figure 1.1. Structure du muscle squelettique. L'unité physiologique fondamentale est la fibre. [38]

Les fibres musculaires sont activées par le système nerveux central par l'intermédiaire des signaux électriques transmis par les neurones. Les motoneurones établissent une relation entre la moelle épinière et les muscles. Quand il atteint le muscle, chaque neurone se connecte à plusieurs terminaux et crée une connexion électrochimique dite plaque motrice ou jonction neuromusculaire (JNM), avec chaque fibre musculaire. Chaque fibre a une seule plaque motrice et n'appartient qu'à un seul neurone.

Une unité motrice est constituée d'un α -motoneurone dans la moelle épinière et les fibres musculaires qu'il innerve (voir figure 1.3), un terme introduit par Sherrington en 1929. Selon le type et la fonction d'un muscle, il peut contenir 50 -1500 UMs, constituées chacune d'entre elles de 10-2000 fibres [35], [39]. Les muscles responsables de fines actions (tels que ceux qui contrôlent les yeux) ne contiennent généralement que quelques fibres par UM, tandis que les grands muscles (tels que ceux des membres) ont de grandes UMs [33].

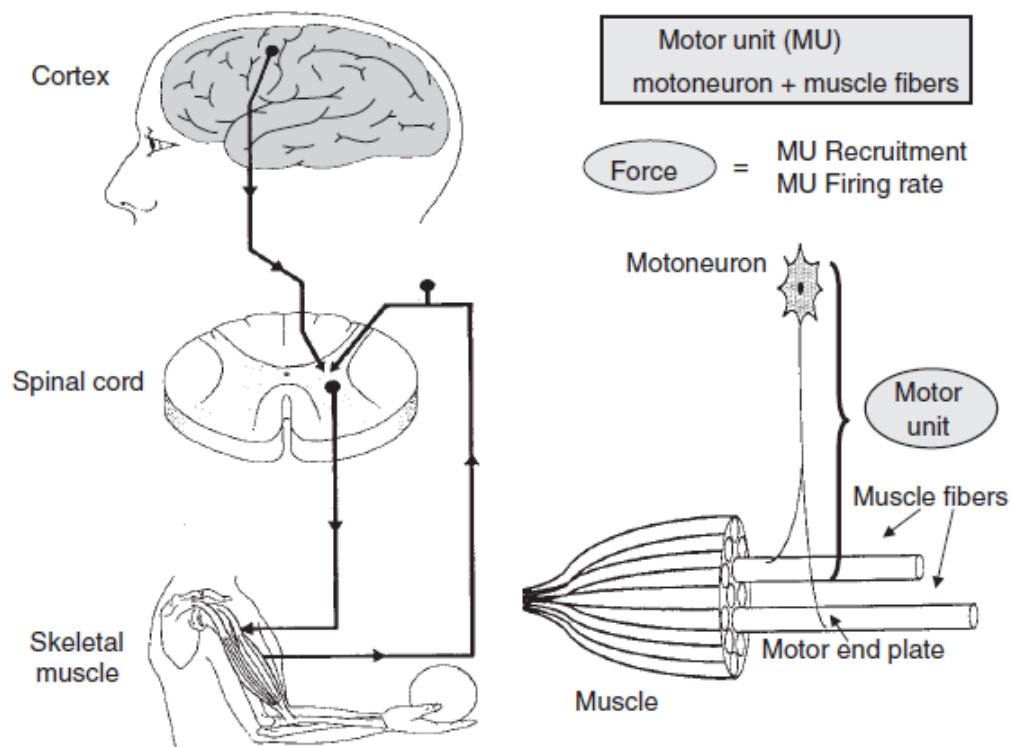


Figure 1.2. Une représentation schématique des mécanismes du contrôle moteur de base, de l'unité motrice et de ses composants. [35]

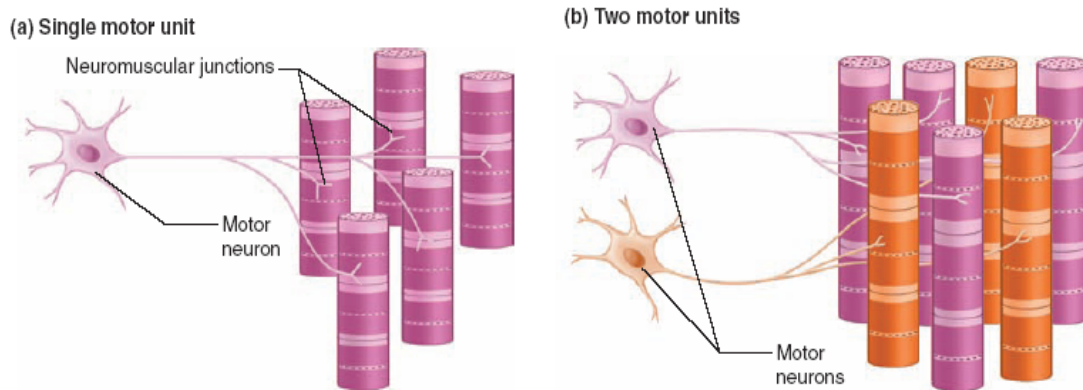


Figure 1.3. (a) Une unité motrice constituée d'un motoneurone et des fibres musculaires qu'il innerve. (b) Deux unités motrices et leurs fibres entremêlées dans un muscle. [38]

1.2.1.3. Types des unités motrices

Les unités motrices ont été classées en fonction de leurs propriétés physiologiques telles que la vitesse de contraction et fatigabilité (sensibilité à la fatigue). On cite les unités motrices à : (voir figure 1.4)

- a) contraction rapide, fatigabilité (FF ou type IIb)
- b) contraction rapide, résistant à la fatigue (FR ou de type IIa)
- c) contraction lente (S ou de type I), qui est plus résistant à la fatigue.

Les unités motrices de type FF se trouvent principalement dans les muscles pâles caractérisés par : enzyme de haute ATPase pour l'utilisation de l'énergie anaérobie, faible capillarisation, moins d'hémoglobine et de la myoglobine et des mitochondries pour l'approvisionnement énergétique oxydatif. Les unités motrices de type 'S' se trouvent principalement dans les muscles rouges et sont caractérisés par : enzyme avec de l'ATPase basse, haute capillarisation, hémoglobine abondante, myoglobine et les mitochondries pour l'approvisionnement énergétique oxydatif comme le muscle soléaire [35]. Pour plus de détails sur les types de fibres et de leurs fonctionnalités, le lecteur peut trouver plus d'explications dans ces références. [34], [40], [41], [42], [43], [44].

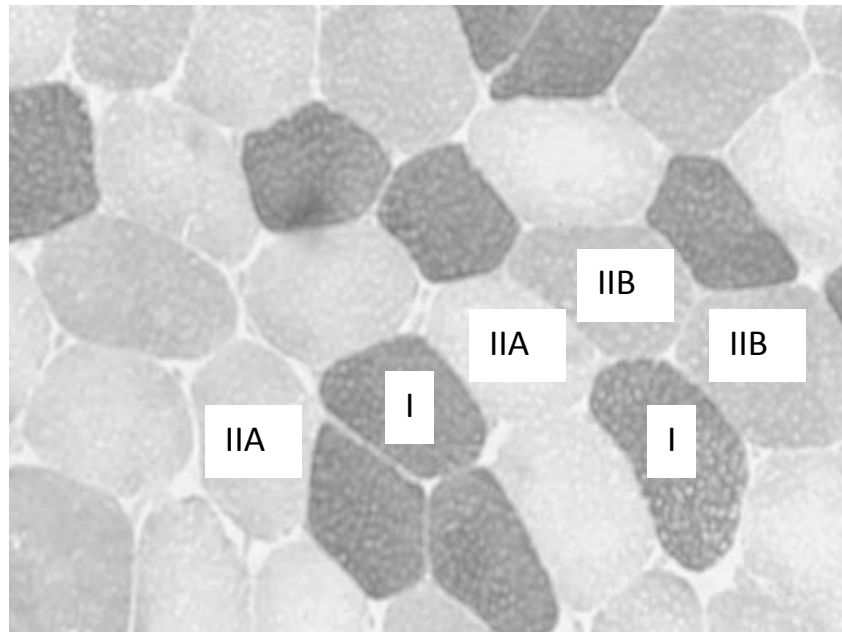


Figure. 1.4. Détermination histochimique des types de fibres du muscle humain. [35]

1.2.1.4. Excitabilité des membranes musculaires

L'excitabilité des fibres musculaires grâce à un contrôle neuronal représente un facteur important dans la physiologie du muscle. Ce phénomène peut être expliqué par un modèle d'une membrane semi-perméable qui décrit les propriétés électriques du sarcomère. L'équilibre ionique (K^+ , Na^+ , Cl^-) entre les milieux intérieur et extérieur d'une cellule musculaire, forme un potentiel de repos à la membrane de la fibre musculaire (environ -80 à -90 mV lorsqu'il n'est pas contracté). Cette différence de potentiel qui est maintenue par des processus physiologiques (pompe à ions) résulte de la charge intracellulaire négative par rapport à la surface externe. L'activation d'une cellule de la corne antérieure α -moteur (induite par le système nerveux central ou réflexe) entraîne la conduction de l'excitation le long du nerf moteur. Après la libération des substances de transmission au niveau des plaques motrices, un potentiel de la plaque motrice est formé au niveau de la fibre musculaire innervée. Les caractéristiques de diffusion de la membrane de la fibre musculaire sont brièvement modifiées et des ions Na^+ s'infiltrent à travers la membrane. Cela provoque une **dépolarisation** de la membrane qui est immédiatement rétablie par un échange d'ions à l'intérieur du mécanisme de pompe d'ions actifs, la **repolarisation** (voir figure 1.5) [35], [45].

1.2.2. Potentiel d'action

Si un certain niveau de seuil est dépassé dans le flux Na^+ , la dépolarisation de la membrane provoque un **potentiel d'action** qui change rapidement de - 80 mV à + 30 mV (Fig. 1.5). Il s'agit d'un éclatement électrique monopolaire qui est immédiatement rétablie par la phase de repolarisation et suivie d'une période d'hyperpolarisation de la membrane. A partir des plaques motrices, le potentiel d'action se propage le long de la fibre musculaire dans les directions opposées avec une vitesse de 2 à 5 m/s et à l'intérieur de la fibre musculaire grâce à un système tubulaire. A chaque point où un tube transversal touche une partie du réticulum sarcoplasmique, le potentiel d'action en propagation provoque le réticulum sarcoplasmique pour libérer des ions Ca^{++} . Les ions de calcium résultent du mouvement de la troponine et de la tropomyosine sur leurs minces filaments, ce qui permet à la molécule de myosine de se diriger dans le sens "saisir et pivoter" le long du filament mince. C'est la force motrice de la contraction musculaire [46].

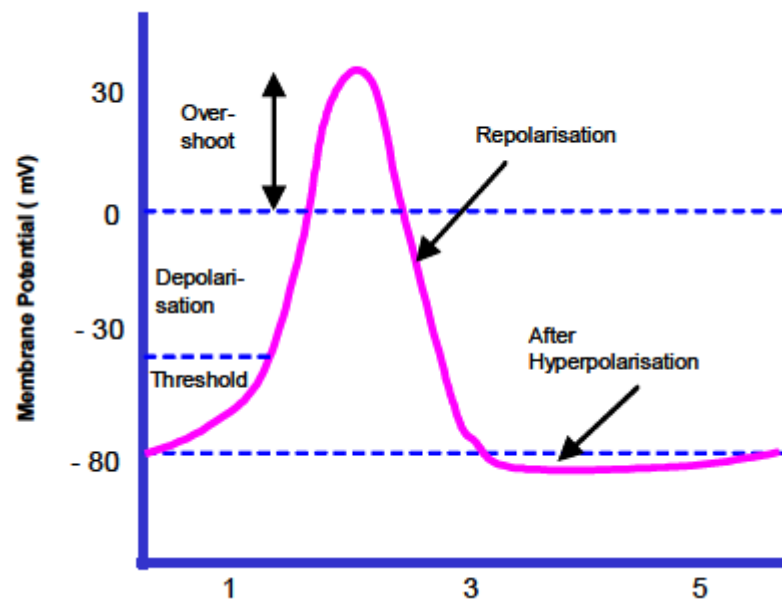


Figure 1.5. Potentiel d'action. [42]

En raison de la nature du tissu musculaire qui est considéré comme un volume conducteur, le potentiel d'action résultant, se propageant dans les deux directions de la fibre et atteignant les tendons, crée un courant dans le voisinage de la fibre. Ce dernier crée un champ électrique dans tout le volume conducteur, qui est à l'origine des signaux EMG détectés par aiguilles ou par des électrodes de surface [33].

1.2.3. Potentiel d'action d'une unité motrice (PAUM)

Quand une unité motrice est activée via le α -motoneurone à partir de la moelle épinière vers la jonction neuromusculaire, les fibres appartenant à cette UM sont toutes excitées ensemble et contractées. Les potentiels d'action se propageant le long des fibres créent une activité électrique qui peut être détectée aussi bien par les techniques invasive ou non invasive [3], [47], [48]. Le potentiel détecté reflétant les activités de toutes les fibres est une combinaison de tous les potentiels d'action des fibres singulières (PAFS) appartenant à une même unité motrice et fournissant ainsi le potentiel d'action de l'unité motrice (PAUM) [34], [49], [50], [51].

La figure 1.6 représente le potentiel d'action d'une unité motrice comme la superposition des potentiels générés par chacune de ses fibres. Chaque fibre musculaire à l'intérieur de l'UM (sur le côté gauche de la figure) contribue au potentiel détecté (sur la droite de la figure). Comme le PAUM constitue la base du signal EMG, il joue un rôle important dans l'analyse et la compréhension des propriétés des signaux myoélectriques. [33]

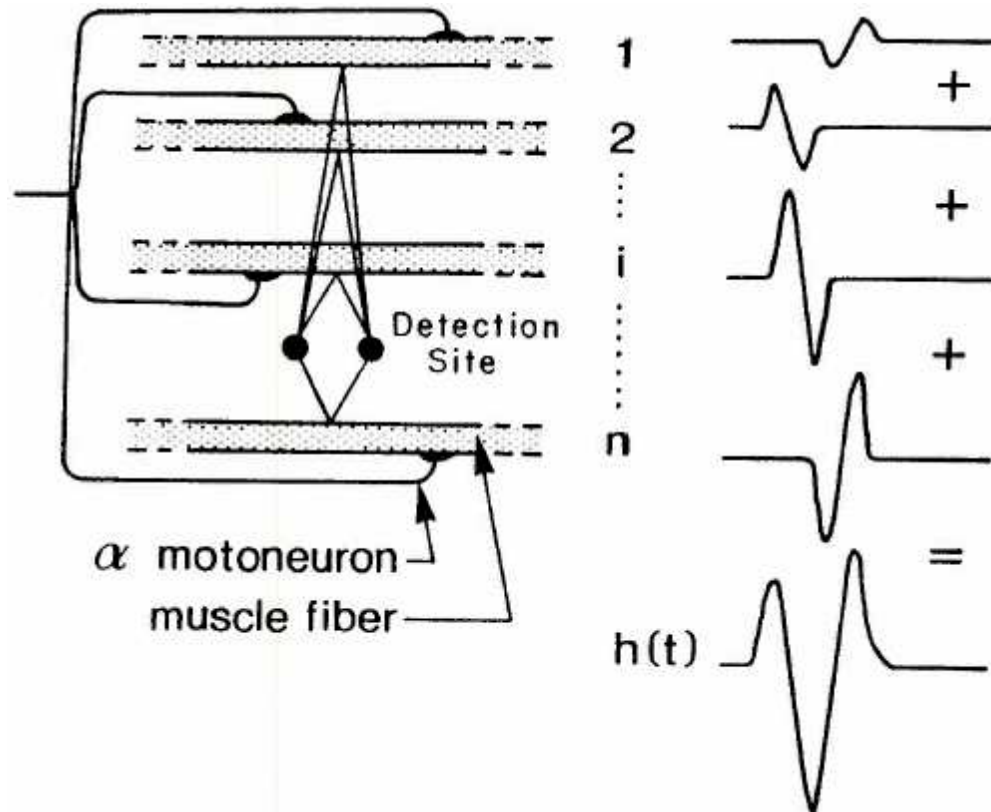


Figure 1.6. Potentiel d'action d'une unité motrice (PAUM) résultant de la somme des potentiels d'action des fibres singulières (PAFS). [33]

1.2.4. Signal électromyographique (EMG)

Afin de maintenir une contraction musculaire, les unités motrices doivent être activées de manière répétitive et chaque unité motrice génère des PAUMs multiples. La collection de tous les PAUMs générés par une unité motrice, positionnés en leur temps d'apparition ou séparés par les intervalles inter-impulsions (IPIs) est appelé train du potentiel d'une unité motrice (TPAUM). La superposition des TPAUMs de toutes les unités motrices recrutées et le bruit de fond constitue un signal EMG (figure 1.7) [33], [52]. Un exemple illustratif du TPAUM simulé et ses signaux EMG résultants est donné par la figure 1.8.

Chacune des réponses de l'unité motrice au train d'impulsion est indépendante de la séquence, et les réponses des séries totales ont un caractère aléatoire. Par conséquent, la superposition des TPAUMs est le signal physiologique EMG et peut être modélisée comme un processus stochastique (somme des variables aléatoires indépendantes) [36], [52].

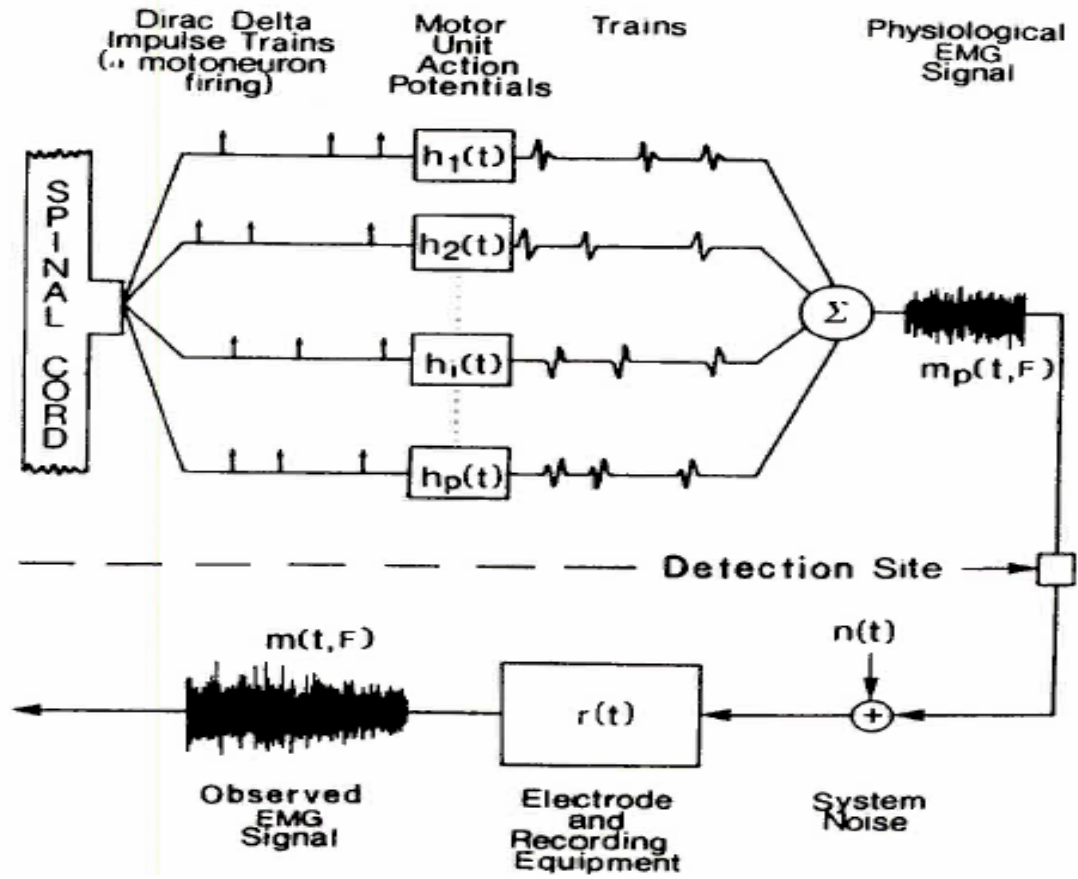


Figure 1.7. Principe de génération du signal EMG [33].

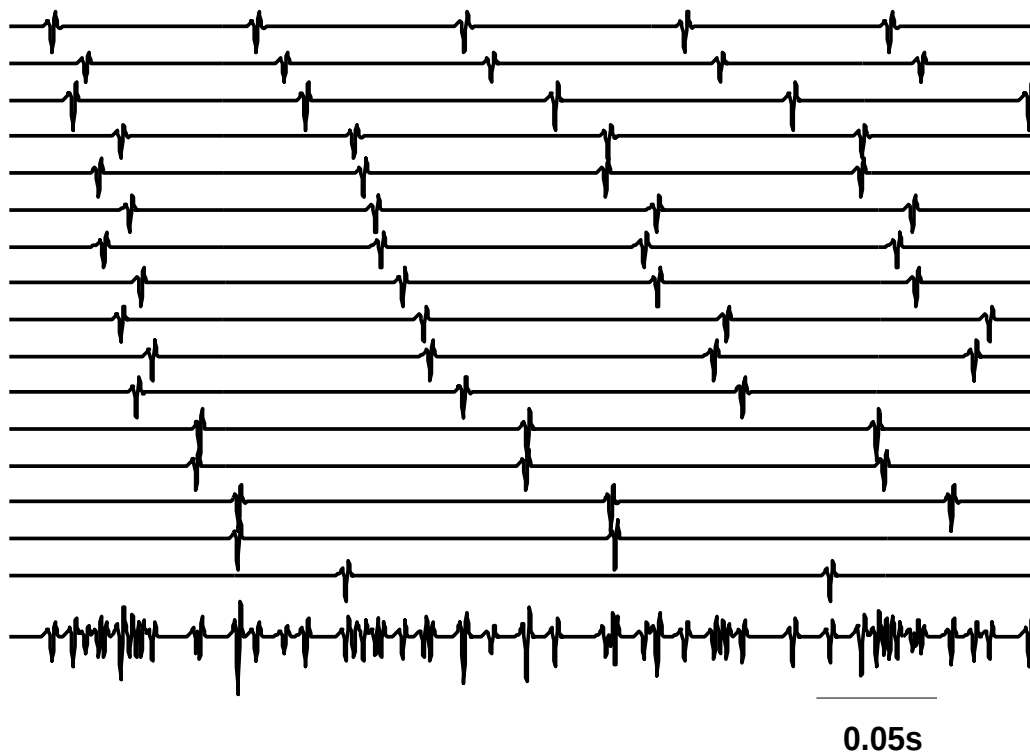


Figure 1.8. Exemple de TPAUMs simulés et leur signal sEMG résultant. [53]

1.2.5. Contrôle de l'unité motrice et la force

Une secousse (twitch) est définie comme étant la réponse mécanique d'une UM stimulée. La décharge répétitive de l'UM permet par le principe de la superposition d'obtenir une force soutenue ou tétanique qui fait bouger nos membres, nous permet de respirer, fait circuler notre sang, et nous permet d'interagir avec notre environnement (voir la figure 1.9).

La force de sortie du muscle est modulée par le **recrutement** des unités motrices et la régulation (modulation) de leurs **taux de décharge (décodage de taux)** [54] i.e. que ces deux mécanismes permettent le contrôle de l'intensité de la force musculaire. Quand un sujet augmente la force d'un muscle, les unités motrices sont recrutées, une par une par ordre de taille (**principe de la taille**). Après le recrutement, le taux de décharge de chaque unité motrice augmente régulièrement avec la force exercée. Dans la plupart des muscles, toutes les unités motrices sont recrutées à 80 % du niveau de la contraction volontaire maximale (MVC). Les 20% de la contraction volontaire maximale sont atteints à partir de l'augmentation de la fréquence de décharge [55], [56], [57]. Dans certains muscles, les unités motrices peuvent être recrutées à un niveau de force de 50 %, et le niveau de force restant est déterminé par le taux de décharge qui assure une progression (gradation) plus précise [55], [58], [59].

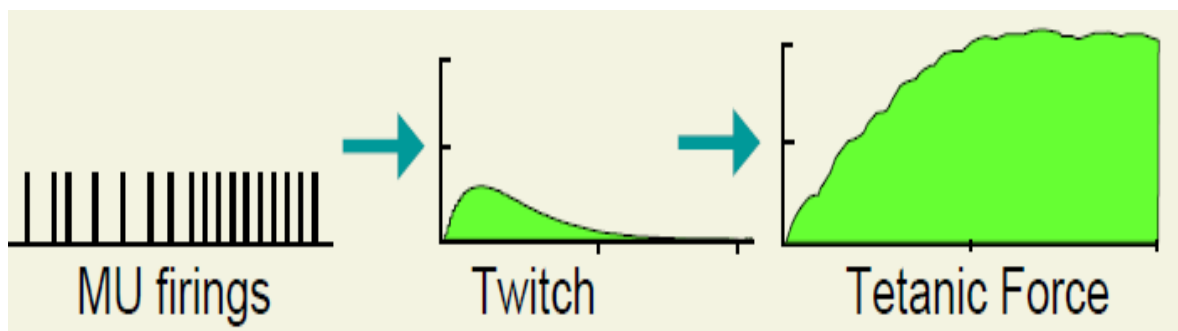


Figure 1.9. Force tétanique à la suite de la superposition des Twitches répondant à l'excitation répétitive de décharge.

Le schéma de la figure 1.10 présente les concepts physiologiquement corrects qui lient l'excitation de la corne antérieure de la moelle épinière à la force de sortie du muscle.

1.2.5.1. Principe de taille

La manière dont les unités motrices sont recrutées est basée sur le 'principe de la taille' de Hinneman et al. [59], [60], [61]. Ce principe stipule qu'il existe une relation entre la sensibilité d'un motoneurone à la décharge et sa taille: le plus petit motoneurone, possède la sensibilité de décharge la plus grande. La taille du motoneurone reflète la taille de l'unité motrice qu'il innerve. Par conséquent, le 'principe de la taille' est valable pour la taille de l'unité motrice. Comme la force augmente progressivement, les unités motrices 'petites et lentes' sont recrutées avant le recrutement des unités motrices 'grandes et rapides'. Les petites unités motrices ayant un faible seuil de recrutement et une faible vitesse de conduction (CV) produisent une petite force. Les grandes unités motrices ayant un seuil de recrutement plus élevé et une grande vitesse de conduction produisent une grande force. La façon dont les unités motrices se déchargent peut être traitée dans le concept 'common drive'.

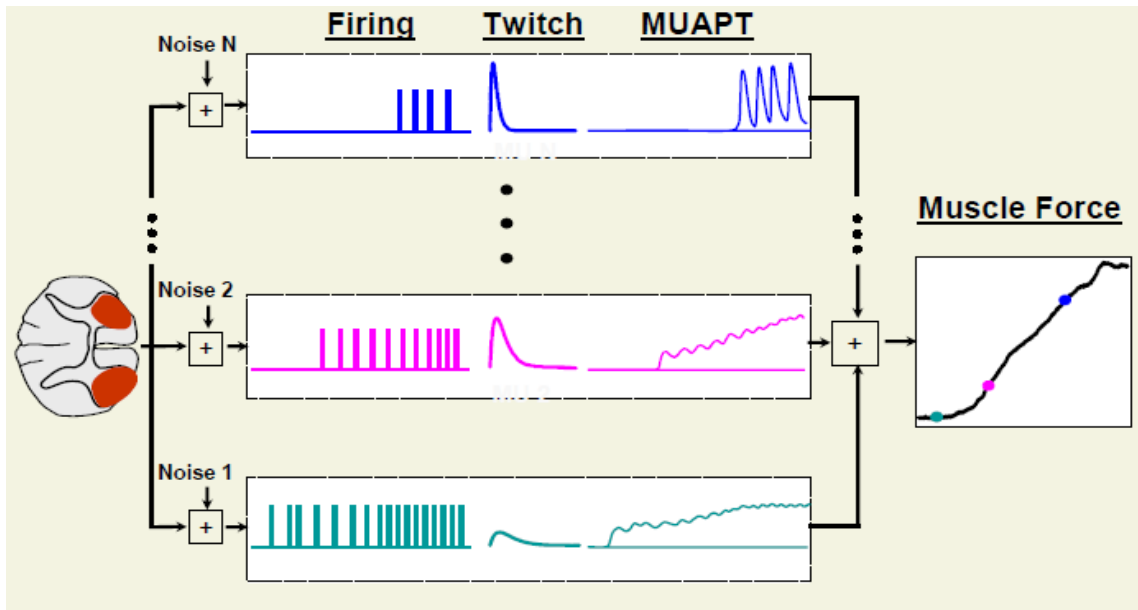


Figure 1.10. Contrôle de la Force par le recrutement des unités motrices et la modulation du taux de décharge. [54]

1.2.5.2. Taux de décharge (Firing rate)

Dans les muscles humains, lors des contractions lentes en rampe, les unités motrices se déchargent de 2 à 3 Hz et avec un léger effort qui peut d'atteindre une cadence de décharge stable et régulière de 5 à 7 Hz [61], [62], [63], [64], [65]. A l'effort maximal, les fréquences de décharge varient quelque peu dans les différents muscles, mais augmentent rarement au-dessus de 30 à 40 Hz [55], [57], [66], [67], [68]. De Luca et ses coéquipiers [54], [55], [69], [70] ont montré qu'il existe une relation inverse entre le taux de décharge et le seuil de recrutement des unités motrices à n'importe quel niveau de force spécifié. Ainsi, à tout moment de force, les taux de décharge des unités motrices recrutées en premier sont plus grands que ceux des unités motrices recrutées par la suite, et comme l'excitation de la motoneurone varie, les taux de décharge de toutes les unités motrices répondent proportionnellement. Il a été démontré qu'au cours du temps, les taux de décharge des différentes unités motrices se comportent comme un modèle en couches d'un oignon. De ce comportement est dérivé le terme phénomène de la '**pelure d'oignon**' (onion skin) [54], [71].

1.2.5.3. Common drive ou 'source commune'

Le muscle est incapable de générer des contractions de force purement constantes. Des fluctuations en force, à une fréquence d'oscillation dominante de 1 à 2 Hz, sont observées comme une conséquence de la fonction de transfert mécanique du système nerf muscle. Le contrôle central n'est pas indépendant pour toutes les unités motrices. L'inter-corrélation, parmi les taux de décharge moyens des différentes unités motrices, montre que leurs oscillations sont corrélées. Ce phénomène indique que le contrôle provient d'une seule source. Cette dernière peut déterminer différents modèles de recrutement car les motoneurones présentent différents degrés d'excitabilité. Le recrutement sélectif des unités motrices à différents niveaux de force dépend ainsi de la sensibilité des motoneurones activés et les interconnexions du réseau de neurones au niveau spinal [37]. Ce concept se distingue légèrement à travers les différents sujets mais plus fortement à travers les muscles [54], [71], [72].

1.2.6. Biophysique de la génération des signaux EMG [35], [73]

Le signal EMG est une représentation de l'activité électrique générée par la dépolarisation de la membrane de la fibre au niveau de la plaque motrice qui produit un potentiel d'action de propagation. Les sources du signal sont ainsi situées au niveau des zones dépolarisées des fibres musculaires. La détection du signal EMG implique l'utilisation d'électrodes intramusculaires ou de surface qui sont placées à une certaine distance par rapport aux sources. Les tissus séparant les sources et les électrodes d'enregistrement agissent comme un milieu conducteur qu'on appelle 'volume conducteur'. Les propriétés du volume conducteur déterminent en grande partie les caractéristiques des signaux détectés, en termes de contenu fréquentiel et de la distance au-delà de laquelle le signal ne peut plus être détecté. Dans le cas des enregistrements intramusculaires, l'effet des tissus entre les électrodes et les fibres musculaires est relativement faible en raison de la proximité des électrodes d'enregistrement des sources. Par contre, dans le cas des enregistrements de surface, le volume conducteur constitue un important effet de filtrage spatial passe-bas sur le signal EMG.

1.2.6.1. Source du signal

Le potentiel d'action intracellulaire (IAP), qui est créé à la JNM et se propage vers les tendons, provoque un profil de courant ionique transmembranaire qui se propage également le long du sarcomère. En termes de circuit électrique, la fibre peut être considérée comme un tube très mince dans laquelle le courant circule seulement axialement. Si ce modèle de source en ligne [74] est admis, la densité de courant transmembranaire qui est générée est proportionnelle à la deuxième dérivée spatiale de l'IAP. Une expression analytique de l'IAP a été proposée par Rosenfalck (1969) [35] tels que:

$$V_m(z) = \begin{cases} Az^3 e^{-\lambda z} + B & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases} \quad (1.1)$$

$$I_m(z) = C \frac{d^2 V_m(z)}{dz^2} \quad (1.2)$$

Où $I_m(z)$ est le courant ionique transmembranaire exprimé en $A.m^{-2}$ qui est fonction de la position spatiale z le long de la fibre. A est une constante appropriée de l'amplitude du potentiel d'action (e.g. 96mV), B est le potentiel au repos de la membrane (e.g. -90mV), λ est un facteur d'échelle exprimé en mm^{-1} , C est une constante de proportionnalité, z est la distance le long de la fibre avec $z = 0$ au front de dépolarisation.

La densité de courant est à l'origine des signaux EMG. Dans différents travaux de modélisation, la densité de courant a été utilisée d'une manière différente soit pour la modélisation numérique ou pour la modélisation analytique. La source a été considérée comme la première dérivée du PAI (modèle du dipôle) dans le travail de Dimitrov [75]. Dans d'autres travaux, elle a été considérée comme la dérivée seconde du PAI (modèle du tripôle) [73], [76], [77], [78], [79].

La figure 1.11 présente une description de la source de courant résultante de l'IAP qui se propage le long de la fibre vers la zone terminale. Les sources de courant de la même UM donnent naissance au PAUM qui peut être détecté à la surface par l'intermédiaire des électrodes.

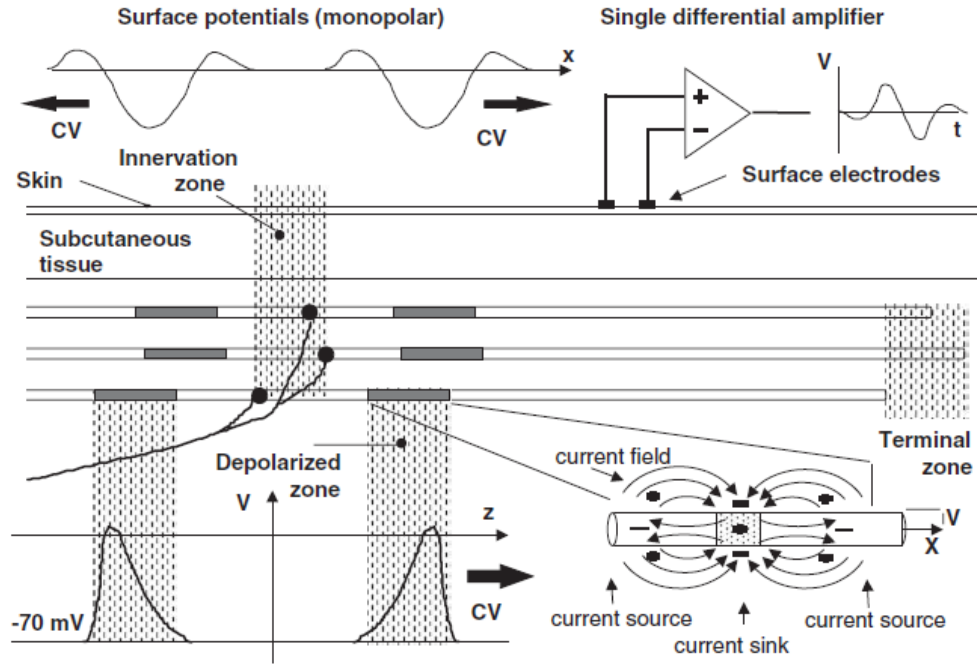


Figure 1.11. Représentation d'une unité motrice (UM) et d'un potentiel d'action de l'unité motrice (PAUM). [35]

1.2.6.2. Génération et extinction de l'IAP

Les moyens par lesquels l'IAP est généré et éteint, peuvent avoir différentes descriptions [38], [54], [68], [70], [71]. Au cours des phases de génération et d'extinction, il est supposé que l'intégrale de la densité de courant transmembranaire sur toute la longueur de la fibre musculaire est égale à zéro à tout instant. Quelle que soit la considération de la source de courant, (la première dérivée ou la dérivée seconde de l'IAP) la génération et l'extinction suivent le même principe. En fait, la figure 1.12 décrit le principe de génération, de propagation et d'extinction de la densité de courant. La densité de courant commence à apparaître progressivement à la plaque motrice et disparaît au niveau des tendons. La densité de courant au cours du temps et partout dans l'espace peut être considérée comme une onde spatio-temporelle. Farina et Merletti [80] ont proposé une description générale de la source de la densité de courant se déplaçant à la vitesse v le long de la fibre à partir d'un point origine vers un point d'arrivée:

$$I_m(z, t) = \frac{d}{dz} \left[\psi(z - z_i - vt) P_{L_1} \left(z - z_i - \frac{L_1}{2} \right) - \psi(-z + z_i - vt) P_{L_2} \left(z - z_i + \frac{L_2}{2} \right) \right] \quad (1.3)$$

Où $I_m(z, t)$ est la source de la densité de courant, $\psi(z)$ est la première dérivée de $V_m(-z)$, $P_L(z)$ est une fonction qui prend la valeur 1 pour $-L/2 \leq z \leq L/2$ et 0 ailleurs. z_i est la position de la plaque motrice. L_1 et L_2 sont les demi longueurs de la fibre à partir de la plaque motrice jusqu'aux tendons droit et gauche, respectivement [80]. De l'équation (1.3), nous pouvons constater que les sources des signaux EMG ne sont pas des ondes planes qui se déplacent à une vitesse constante de moins à plus l'infini. En conséquence, les signaux EMG à différentes positions le long de la longueur de la fibre ne sont pas simplement des versions retardées l'une par rapport à l'autre.

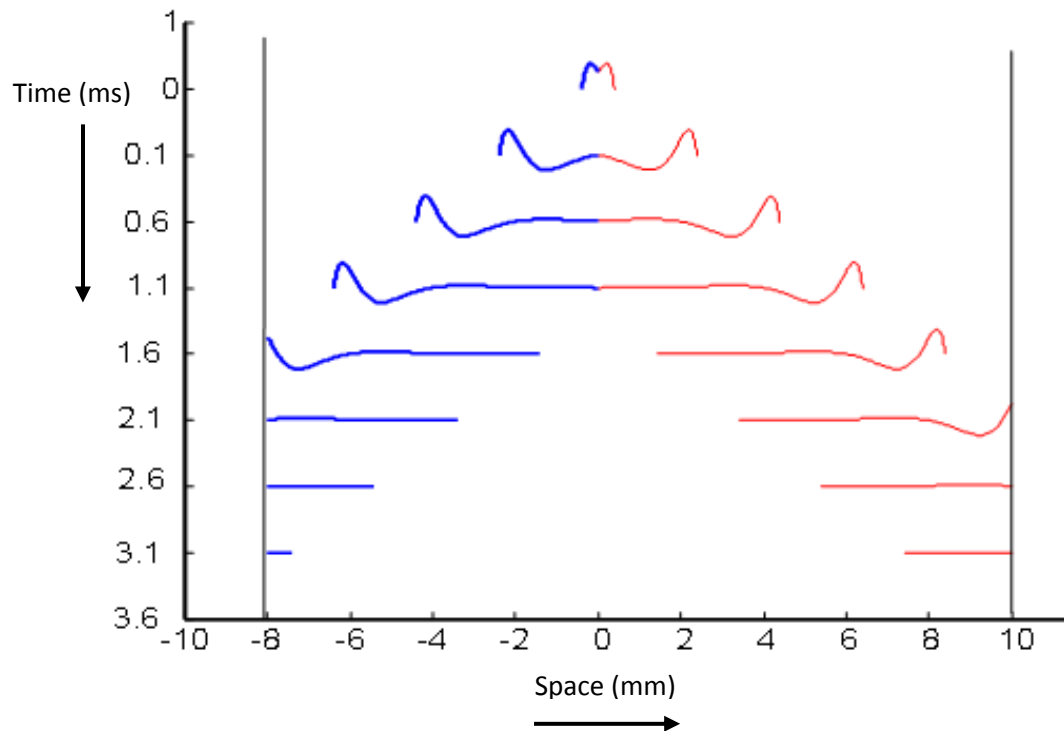


Figure 1.12. Génération, propagation et extinction de la densité de courant. [81]

1.2.6.3. Volume conducteur

La génération du potentiel d'action intra-cellulaire détermine un champ électrique dans l'espace environnant. Le potentiel généré par une unité motrice (UM) peut ainsi être détecté également dans des endroits relativement éloignés de la source. Les tissus biologiques séparant les sources et les électrodes de détection sont désignés par le volume conducteur et leurs caractéristiques affectent fortement le signal détecté (figure 1.13) [35].

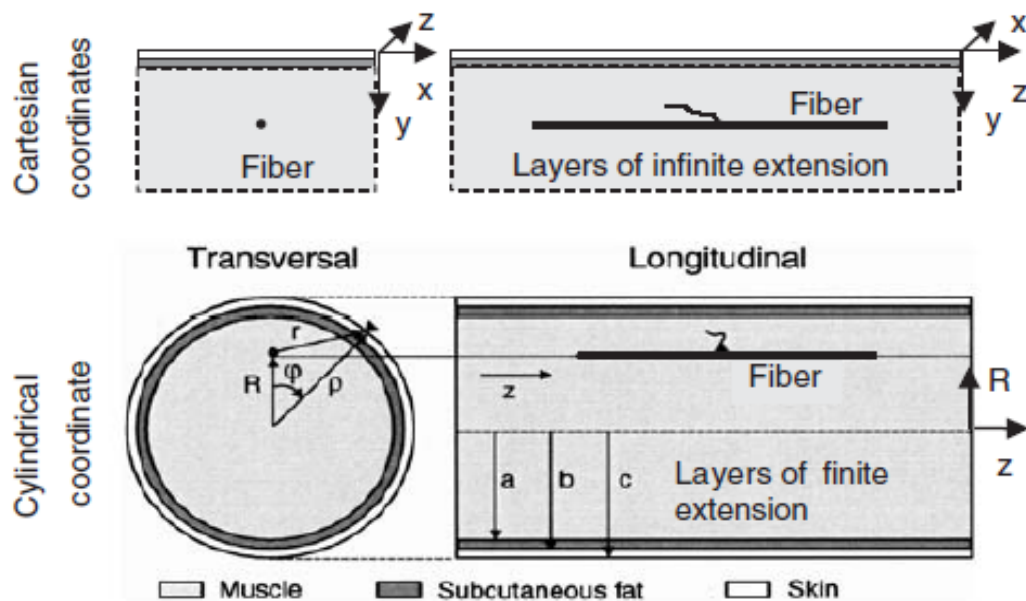


Figure 1.13. Représentation de la position de la fibre musculaire à l'intérieur du volume conducteur dans les systèmes cartésien et cylindriques. [35]

Sous l'hypothèse statique, dans un volume conducteur, la densité de courant, le champ électrique et le potentiel satisfont les relations suivantes [35], [73]:

$$\nabla \cdot J = I \quad J = \sigma E \quad E = -\nabla \varphi \quad (1.4)$$

Où J est la densité de courant dans le volume conducteur ($A.m^{-2}$), I est la densité de courant de la source ($A.m^{-3}$), E est le champ électrique ($V.m^{-1}$), and φ est le potentiel (V).

A partir de l'équation (1.4), l'équation de Poisson est obtenue:

$$-\frac{\partial}{\partial x} \left(\sigma_x \frac{\partial \varphi}{\partial x} \right) - \frac{\partial}{\partial y} \left(\sigma_y \frac{\partial \varphi}{\partial y} \right) - \frac{\partial}{\partial z} \left(\sigma_z \frac{\partial \varphi}{\partial z} \right) = I \quad (1.5)$$

Où σ_x , σ_y , et σ_z sont les conductivités du milieu dans les trois directions de l'espace. L'équation (1.5) est la relation générale (en coordonnées cartésiennes) entre le potentiel et la densité de courant dans un milieu non homogène et anisotrope. Si le milieu est homogène, les conductivités ne dépendent pas de l'endroit et on obtient l'équation suivante:

$$-\sigma_x \frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2} - \sigma_y \frac{\partial^2 \varphi}{\partial y^2} - \sigma_z \frac{\partial^2 \varphi}{\partial z^2} = I \quad (1.6)$$

L'équation (1.6) peut aussi s'écrire en coordonnées cylindriques (ρ , ϕ , z), résultant en:

$$\frac{\partial^2 \varphi}{\partial \rho^2} + \frac{1}{\rho} \frac{\partial \varphi}{\partial \rho} + \frac{1}{\rho^2} \frac{\partial^2 \varphi}{\partial \phi^2} + \frac{\partial^2 \varphi}{\partial z^2} = -\frac{1}{\sigma} \quad (1.7)$$

La solution de l'équation (1,6) ou (1,7) fournie, théoriquement, le potentiel en un point quelconque dans l'espace, lorsque les caractéristiques de la source (I) et du milieu (σ) sont connus. Cette solution ne peut être obtenue que si les conditions aux limites peuvent être décrites dans les systèmes de coordonnées simples.

Ce problème a été résolu par différents degrés de simplification. L'hypothèse la plus simple pour la solution de l'équation de Poisson est de considérer le volume conducteur homogène, isotrope et infini. Dans ce cas, en supposant une source distribuée le long d'une ligne dans la coordonnée de direction z , la distribution du potentiel dans le volume conducteur est donnée par la relation suivante :

$$\varphi(r, z) = \frac{1}{2\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{I(s)}{\sqrt{r^2 + (z-s)^2}} ds \quad (1.8)$$

Où $I(s)$ est la source de la densité de courant, et σ est la conductivité du milieu. Pour un milieu avec des conductivités différentes dans les directions longitudinale et radiale (e.g. le tissu musculaire), nous obtenons:

$$\varphi(r, z) = \frac{1}{\sigma_r} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{I(s)}{\sqrt{r^2 (\sigma_z / \sigma_r) + (z-s)^2}} ds \quad (1.9)$$

Où σ_z et σ_r sont les conductivités longitudinales et radiales respectivement.

Des descriptions plus complexes du volume conducteur ont été proposées et comprennent un milieu non homogène, composé de couches de conductivités différentes. En cas de géométries multi-couches, les équations (1.6) et (1.7) peuvent être résolues de manière indépendante dans les différentes couches. La solution finale est alors obtenue en imposant les conditions aux limites au niveau des surfaces entre les couches. Les conditions aux limites sont la continuité du courant dans la direction perpendiculaire à la surface limite et la continuité du potentiel lui-même au-dessus de la limite. Des conditions supplémentaires sont obtenues en imposant l'absence de divergence du potentiel à tous les points du volume conducteur, à l'exception des emplacements des sources.

1.3. Applications de l'électromyographie [35]

Comme l'électromyographie est liée aux activités électriques suite à la contraction musculaire, l'électromyographie trouve ses applications dans tous les sujets qui sont impliqués lors de la contraction musculaire, du cerveau à la force musculaire. Dans les paragraphes suivants, nous décrivons brièvement les applications de l'électromyographie en neurologie, l'exercice de la physiologie, l'ergonomie, le mouvement et l'analyse de la marche, la réadaptation, le biofeedback et le contrôle des prothèses.

1.3.1. Neurologie

La neurologie est la spécialité médicale qui s'intéresse à tous les aspects du diagnostic, l'évaluation et le traitement des maladies du système nerveux. Comme le système nerveux est très lié à tous les aspects de la vie du patient qui sont fondamentaux pour sa conscience et sa vie quotidienne, toute anomalie qui pourrait l'affecter engendrera des conséquences graves et des maladies néfastes. La variété des maladies, l'âge des patients et l'évolution des symptômes est très grand. Parmi les maladies bien connus, la maladie de Parkinson et l'épilepsie. L'analyse, le traitement, et parfois le diagnostic d'une maladie neurologique (troubles neurologiques) est possible à l'aide de l'enregistrement à partir de la sortie du système nerveux en termes d'activation musculaire par l'EMG de surface. Il convient de souligner qu'une partie importante de l'électromyographie est réalisée avec des électrodes aiguilles permettant la mesure des dépolarisations spontanées d'une fibre musculaire et des potentiels d'action de l'unité motrice intramusculaires. Cependant, cette partie essentielle de l'EMG n'est pas l'objet de ce travail.

Les maladies du système nerveux central sont souvent accompagnées de changements dans la sortie motrice. Ces changements qui peuvent être une perte ou une diminution de la motricité peuvent se traduire par une faiblesse de la contraction musculaire ou une paralysie totale du muscle (perte totale de la capacité de contracter un muscle à volonté). L'interruption des connexions centrales est souvent due à une perte de l'inhibition locale de la moelle donnant lieu à des réflexes améliorés et du tonus musculaire (spasticité). Certaines maladies sont le résultat d'une dérégulation des systèmes neuronaux ou une hyperexcitabilité de groupes de neurones. L'épilepsie est un exemple, dans lequel le patient peut montrer des contractions involontaires, accompagnées souvent des secousses rythmiques des membres (convulsions). Les mouvements involontaires tels que les tics, les tremblements, la rigidité et la dystonie (résultant de la voix altérée) résultent souvent des maladies dans les noyaux gris centraux.

Deux approches basées sur l'électromyographie de surface sont essentiellement utilisées pour évaluer ce genre de maladies. La première est l'utilisation de l'EMG multi-cannal appliquée à de nombreux muscles, connue sous le nom polymyographie. Dans ce

cas, le modèle de l'activation des muscles est étudié soit au repos ou pendant un type d'activité comme la marche et le mouvement spéciale de la main. Des informations complémentaires sont souvent prises lors de la mesure de l'électromyographie de surface. Des capteurs tels que des accéléromètres placés au niveau des pieds au contact du sol, lors de la marche, et l'enregistrement vidéo peuvent fournir cette information. La deuxième approche est basée sur la stimulation d'un réflexe, effectuée généralement par la stimulation électrique d'un nerf périphérique et la mesure de la réponse du système nerveux central avec l'EMG sur un muscle approprié. Une analyse précise de la chronologie relative des modèles d'activation par le système nerveux central en utilisant l'EMG, a été un outil important dans de nombreuses études de réhabilitation et de contrôle moteur. Dans ce contexte, l'EMG est seulement utilisé comme un marqueur de la manière dont le système nerveux central contrôle les muscles lors de certaines tâches différentes, comme la marche ou la course.

La stimulation électrique des nerfs moteurs provoque la contraction de l'ensemble des muscles correspondants; lorsque les électrodes sont positionnées au-dessus de ces muscles un potentiel d'action musculaire composé (PAMC) peut être enregistré. Bien que cet enregistrement soit entièrement généré par un muscle, il est utilisé pour déduire les propriétés du nerf plutôt que celles du muscle. L'amplitude du PAMC et les propriétés de conduction de nerf provenant de deux CMAPs sont des paramètres utilisés pour détecter une maladie. L'amplitude du PAMC reflète le nombre d'axones fonctionnels (UMs) et peut être utilisée pour détecter une maladie, appelée sclérose latérale amyotrophique (SLA), dans laquelle les motoneurons de la moelle épinière meurent un par un au fil des années. Après la mort d'une cellule, ses fibres musculaires sont dénervées. Les axones des neurones sains environnants font sortir des "poussées" qui réinnervent ces fibres musculaires. Dans les troubles où les motoneurons ou leurs axones meurent à un rythme plus rapide, la réinnervation échoue plus rapidement et l'amplitude du PAMC est alors un meilleur indicateur du nombre d'unités motrices.

En utilisant la haute densité ou l'enregistrement multi-canal, le taux de décharge des UMs peut être estimé. Les signaux des différents canaux simplifient le processus de décomposition qui permet d'obtenir des taux de décharge des UMs, donc la stratégie de contrôle [82]. La dernière information peut être utilisée pour dépister la maladie de Parkinson, lorsque l'excitabilité des neurones change. Avec une telle technique (haute densité), la localisation et l'estimation de la taille de l'UM ainsi que la détermination de la position de la plaque motrice peuvent être accomplies.

1.3.2. Ergonomie

En ergonomie, la charge physique représente l'un des aspects les plus importants à traiter dans la conception du travail et les lieux de travail. Traiter le comportement des activités musculaires dans le travail au cours des différentes tâches avec différentes charges à des situations différentes est le sujet de l'ergonomie. Son objectif principal est l'aisance de l'être humain lors de l'exécution d'une activité ou d'un travail donné.

En ergonomie, l'activité musculaire au cours du temps peut être obtenue à partir des signaux électromyographiques de surface à travers deux étapes: la première étape convertit le signal brut EMG en un paramètre pertinent tout en préservant sa variation dans le temps, et une seconde étape où la réduction des données a lieu davantage par l'application des différents algorithmes et différents types de modèles statistiques. Les paramètres d'amplitude et les paramètres spectraux sont principalement utilisés pour représenter

l'activité musculaire. Les mesures d'amplitude sont principalement liées à des forces, des couples, et l'activation des muscles, tandis que les variables spectrales sont principalement liées aux différents aspects de la fatigue.

La fatigue est un concept fondamental en matière d'ergonomie. En effet, le principe de base est que la fatigue doit être évitée. Cependant, la fatigue peut être définie de nombreuses façons différentes, impliquant un grand nombre de phénomènes physiologiques indépendants ainsi que des phénomènes psychologiques. Le concept de fatigue localisée a été introduit dans le cadre de l'application de l'EMG en ergonomie [83]. Une définition de base de la fatigue musculaire en physiologie, c'est que le sujet ne peut plus maintenir une force demandée ou exigée. Au cours d'une contraction fatigante, l'amplitude (l'activité électrique estimée par la valeur efficace 'RMS' ou la valeur moyenne rectifiée 'ARV') augmente progressivement alors que le spectre EMG est comprimé vers des fréquences plus basses [84].

L'activité musculaire peut être affectée par des facteurs psychologiques ou cognitifs. Dans la vie professionnelle de nombreuses personnes sont très exposées à la fois à des exigences psychologiques et physiologiques en raison de leur travail. Des exemples de conditions de travail associés aux deux types de stress sont: le travail à la chaîne d'assemblage traditionnelle et le travail aux caisses des supermarchés [35]. Plusieurs études expérimentales ont montré que les contraintes psychologiques telles que le stress mental ou les facteurs cognitifs, même en l'absence de contraintes physiques, peuvent augmenter la tension musculaire. Il est clair, d'après ces études, que la réaction de stress et les exigences psychosociales, pendant et après le travail, sont pertinents pour agir sur les mécanismes physiologiques qui contribuent à la tension soutenue.

1.3.3. Mouvement et analyse de la marche

L'étude du mouvement humain et du contrôle moteur tire un grand avantage de l'utilisation de l'électromyogramme, en particulier, de l'électromyographie de surface (sEMG). Cette étude est le rôle de la kinésiologie. Dans de nombreuses applications d'analyse de mouvement, cette dernière ne dépend pas uniquement des signaux sEMG mais également d'autres quantités de nature mécanique. Les applications de l'EMG dans l'analyse du mouvement sont nombreuses et différentes:

- Etude des stratégies du contrôle moteur, qui est l'activation des muscles agonistes, antagonistes et synergiques.
- Etude mécanique de la contraction musculaire
- Analyse de la marche
- Identification des facteurs physiopathologiques
- Evaluation de la charge de travail en biomécanique professionnelle
- Biofeedback dans la rééducation motrice

Un exemple d'application des stratégies du contrôle moteur, l'étude du comportement des différents muscles lorsque la posture d'un sujet est mécaniquement stimulée. A cet effet, les signaux sEMG provenant du muscle tibial antérieur (TA) et la partie interne du muscle gastrocnémien (GM) des deux jambes sont utilisés conjointement avec une cinématique articulaire. Le paramètre EMG intégré (IEMG) peut être utilisé pour représenter l'activité musculaire [85].

Le mécanisme de la contraction musculaire peut être étudié par l'intermédiaire des signaux sEMG. L'idée de base est que l'activité électrique est étroitement liée au mécanisme de contraction. Dans ce genre d'études, les signaux doivent être enregistrés seulement des muscles produisant des couples.

Les signaux sEMG ont été utilisés dans l'analyse de la marche avant même l'avènement de systèmes optoélectroniques modernes pour les enquêtes cinématiques. La définition de la séquence temporelle de l'activation du muscle dans la population normale a été obtenue dans plusieurs études. Il a été établi une relation entre l'activité musculaire et les moments des articulations de l'activité fonctionnelle, et une consistance considérable de ces données, même en présence de la variabilité individuelle a été remarquée. Les signaux sEMG caractéristiques des sujets en bonne santé sont utilisés pour être comparés à ceux des sujets atteints de pathologies liées au mouvement lors de la marche.

Le potentiel majeur d'une analyse du mouvement multifactorielle est la possibilité qu'elle offre pour comprendre le rôle des différents facteurs dans une pathologie donnée. En fait l'intérêt est ne pas se concentrer sur un seul signal ou sur une quantité biomécanique dans un contexte clinique, mais plutôt sur un ensemble de corrélations, ou un ensemble de grandeurs dérivées qui ne peuvent pas être estimées directement par inspection visuelle ou une analyse manuelle. A titre d'exemple, les principaux facteurs physiopathologiques ont été identifiés chez les enfants atteints de paralysie cérébrale. Ces facteurs ont été définis en fonction de la relation entre les signaux sEMG et la vitesse de variation dans la longueur musculaire en se basant sur la cinématique des moments et sur l'analyse dynamique.

Un profil physiopathologique peut être établi pour représenter synthétiquement l'importance relative des facteurs physiopathologiques de la performance du patient. Une telle procédure peut aider le clinicien à prendre des décisions au sujet de la thérapie. Dans ces cas, l'information sEMG est très importante et doit être considérée conjointement avec les autres variables biomécaniques.

1.3.4. Réhabilitation

La réhabilitation se réfère à tout processus qui vise à rétablir le patient à un niveau précédent de la santé. Différents types ou expressions du processus de réadaptation se focalisent sur la tâche de la restauration d'au moins une fonction de la partie endommagée du corps ou en utilisant le processus de rééducation pour aider l'individu à compenser les dommages qui ne peuvent pas être réparés. Dans ce contexte, l'EMG est utilisé dans trois niveaux: l'investigation et de l'évaluation du problème pathologique afin de gérer une bonne rééducation, l'investigation et le suivi de l'évolution des processus de réhabilitation et de la direction du mouvement du patient en utilisant la technique de biofeedback.

Le signal EMG est utilisé comme un outil efficace dans les investigations des douleurs du dos et du cou. Les chercheurs ont constaté que les paramètres spectraux peuvent être utilisés pour étudier la douleur au bas du dos (lombalgie) [86]. En termes de biofeedback, le but de la réhabilitation du contrôle moteur du tronc est de recycler les éléments de la stratégie d'activation qui peut être affectée par la douleur. Cliniquement elle est limitée à l'EMG et est combinée avec d'autres techniques cliniques pour obtenir une compréhension complète de l'état du contrôle moteur. En effet, les muscles du plancher pelvien fonctionnent et agissent en synergie comme une seule unité fonctionnelle au cours de leur activation dans de nombreuses fonctions. La dysfonction du plancher pelvien donne donc

lieu à certaines conditions importantes et invalidantes telles que l'incontinence urinaire ou la rétention.

1.3.5. Biofeedback (rétroaction biologique)

Le biofeedback est un processus par lequel les sorties des systèmes du corps peuvent être mesurés et rétro-activés pour le corps à travers les éléments de perception. Cliniquement, le biofeedback est une technique de traitement dans laquelle les gens sont entraînés à améliorer leur santé en utilisant des signaux de leur propre corps. Dans les signaux sEMG, les activités musculaires des différents muscles peuvent être mesurées électriquement. Le niveau d'activité musculaire est généralement corrélé avec l'amplitude du signal sEMG. Cette relation entre l'activité musculaire et l'activité électrique est utilisée dans le système de rétroaction biologique qui permet au patient de contrôler ses activités musculaires. Le biofeedback sEMG peut être utilisé pour évaluer et traiter une variété de troubles musculo-squelettiques ou neuromusculaires. Puisque les muscles sont contrôlés et réglementés par de nombreuses parties du cerveau et du système nerveux, cliniquement, il est utile de regrouper et d'examiner trois domaines: les émotions, la posture et le mouvement.

La dysfonction musculaire peut survenir pour de nombreuses raisons; certains d'entre elles sont liées à la pathologie du tissu musculaire, certaines d'autres sont liées à un traumatisme ou à une blessure, et d'autres sont liées aux modes d'utilisation ou d'abus. Une fois que l'étiologie (connaissance des causes) est mieux comprise, le biofeedback peut être l'un des éléments de traitement pour restaurer le programme moteur normal qui a été altéré. La plupart des stratégies de formation (ou d'entraînement) du biofeedback sEMG commencent par aider le patient à trouver, de manière proprioceptive (encourageante) le muscle dysfonctionnel. Le but est d'apprendre à l'isoler des autres muscles. Cela signifie apprendre à le contracter seul, sans la concertation des muscles environnants ou synergiques. La rétroaction visuelle en utilisant l'affichage chronologique des séries de signaux sEMG soient bruts ou transformés est généralement utilisée pour guider les efforts du patient.

Historiquement le biofeedback sEMG a été principalement utilisé comme une rétroaction pour affaiblir l'excitation et pour aider à la détente. En général, on enseigne au patient une technique générale ou systémique de relaxation qui est assistée par EMG biofeedback. Le patient est généralement d'une rétroaction auditive pour le guider en tout instant, tout en utilisant simultanément un affichage graphique de série temporelle, généralement avec un temps de balayage très long, à voir comment la technique de relaxation a travaillé avec le temps.

L'entraînement du biofeedback EMG orienté-seuil utilise un modèle de réalisation des objectifs de la formation. Cette technique peut être utilisée pour enseigner au patient soit à activer ou désactiver un muscle. Ici, le patient est présenté avec un signal EMG très lissé et traité avec un marqueur visuel et / ou auditif fixé par le thérapeute. Le marqueur ou 'seuil' est soit une ligne colorée stratégiquement placée sur le dessus d'un rouleau de séries chronologiques, ou un événement audio qui est activé ou désactivé lorsque le patient atteint le seuil spécifié.

1.3.6. Contrôle de prothèse

Le signal myoélectrique de surface est une entrée de système efficace et importante pour le contrôle de prothèses motorisées. Cette approche de contrôle, à commande

myoélectrique, a trouvé une large utilisation pour les personnes ayant subi une amputation des membres supérieurs ou congénitalement déficients. Dans ces systèmes, les paramètres de contrôle volontaires des signaux myo-électriques provenant d'un muscle ou d'un groupe de muscles sont utilisés pour sélectionner et moduler une fonction d'une prothèse multifonction.

1.4. Conclusion

L'objectif de cette thèse est la reconnaissance du PAUM, issu d'un signal électromyographique de surface (sEMG), qui est basée principalement sur sa paramétrisation. Dans ce chapitre, des connaissances de base sur l'électromyographie (EMG) et le signal EMG (constitué de plusieurs PAUMs) ont été présentés. Afin de paramétriser un PAUM, il est nécessaire de le détecter ou de l'extraire du signal sEMG. A cause du problème du chevauchement entre les différents PAUMs constituant un signal sEMG, l'extraction d'un PAUM nécessite parfois des techniques d'enregistrements et de traitement de signal avancés. La technique d'enregistrement du signal sEMG à base de filtres spatiaux à haute résolution (HSR-EMG) permet de détecter l'activité singulière d'une UM i.e son PAUM correspondant même à un niveau de contraction élevé. Les techniques d'enregistrement du signal sEMG et spécialement la détection HSR-EMG feront l'objet du deuxième chapitre. Les muscles étudiés et l'instrumentation utilisée dans ce travail seront aussi présentés dans le prochain chapitre.

Chapitre 2

Acquisition des signaux électromyographiques

2.1. Introduction

Les signaux électrophysiologiques reflètent l'activité physiologique constituée par un grand nombre de cellules qui travaillent ensemble. La mesure de ces signaux, y compris le signal EMG, est effectuée au moyen de capteurs soit de manière invasive ou non invasive. Dans la détection invasive effectuée avec des aiguilles, ces dernières doivent être insérées à l'intérieur du muscle pour obtenir des signaux, tandis que dans la détection non-invasive, des électrodes sont placées sur la surface du muscle. La différence entre les deux modes de détection consiste en l'effet du volume conducteur qui sépare les fibres musculaires provenant des électrodes de détection; cet effet peut être modélisé sous la forme d'un filtre passe-bas dont la sélectivité dépend de la distance entre les électrodes et la source. Dans les sections suivantes, nous allons décrire brièvement la technique invasive et en plus de détail la détection non-invasive.

2.2. Détection invasive des signaux EMG: EMG intramusculaire

C'était en 1929, qu'Andrian et Bronk [87] ont introduit pour la première fois l'utilisation des électrodes aiguilles pour étudier l'activité locale dans le muscle. L'insertion d'électrodes dans les muscles permet la détection de potentiels électriques à proximité des fibres musculaires, et l'effet du volume conducteur est limité. Dans ce cas, les potentiels d'action des unités motrices individuelles (PAUM) peuvent être facilement identifiés à partir du signal d'interférence, au moins au niveau des forces modérées [88]. La figure 2.1 représente le principe de la détection de l'activité d'une unité motrice (PAUM) en utilisant une électrode-aiguille concentrique.

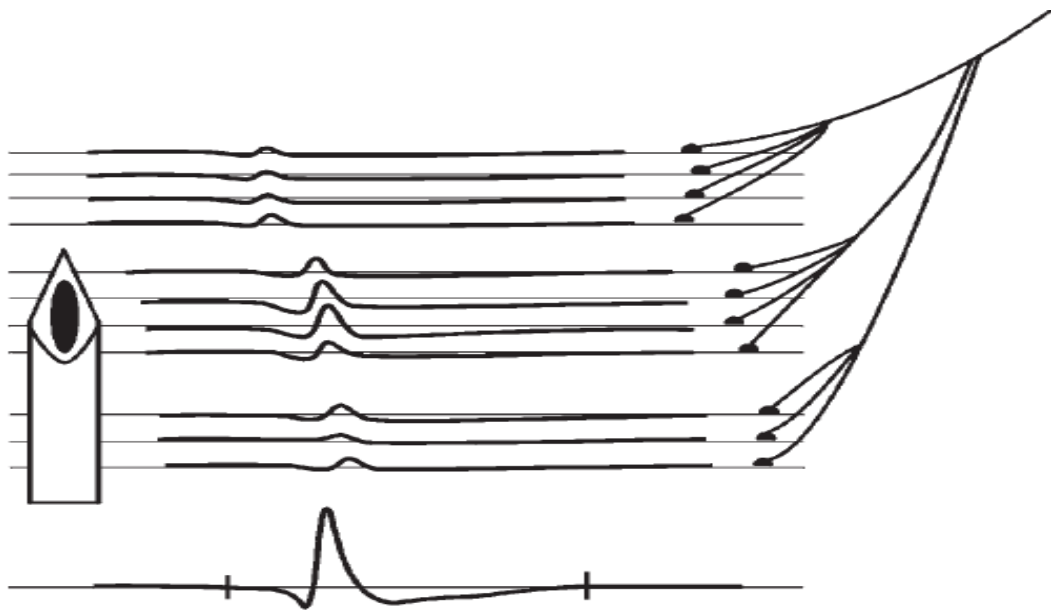


Figure 2.1. Le potentiel d'action de l'unité motrice détecté par des électrodes aiguilles concentriques. [35]

Traditionnellement, l'aiguille ou le fil d'enregistrement est utilisé pour isoler un seul PAUM. La relation entre l'anatomie de l'UM et la forme d'onde du PAUM enregistrée par aiguille a été soigneusement étudiée. La variable la plus pertinente est la durée du PAUM enregistré par aiguille, ce qui reflète le nombre de fibres musculaires à l'intérieur d'un cercle de 2,5 mm [89]. L'utilisation clinique de l'EMG traditionnel par voie intramusculaire

est le diagnostic des myopathies et des maladies de la jonction neuromusculaire par l'observation des caractéristiques du potentiel d'action individuel détecté (fibre unique). Le diagnostic repose sur l'analyse des caractéristiques de signaux dans des conditions saines et pathologiques. L'EMG intramusculaire est également utilisé dans l'exploration neurophysiologique afin d'identifier les temps de décharge des UM individuelles [70], [88], [90]. En dépit de son inconfort durant l'insertion des aiguilles, l'EMG intramusculaire reste très utile dans de nombreuses applications lorsque la sélectivité d'une région particulière du muscle est nécessaire à l'étude [33], [35]. Pour de nombreuses autres applications, les chercheurs ont mis au point au cours de plusieurs années la technique non invasive de sorte que les électrodes soient placées sur la surface du muscle pour détecter l'activité électrique.

2.3. Détection EMG non-invasive: EMG de surface

Bien que la technique de détection non-invasive fournisse des signaux à bande passante, inférieure à 400 Hz [3], qui est une bande passante étroite comparée à la largeur de la bande passante en cas de l'EMG intramusculaire qui est supérieure à 1 kHz [88] l'EMG de surface (sEMG) est actuellement utilisé dans de nombreuses applications. Au cours des dernières années, le sEMG est devenu de plus en plus important. Cette importance vient de nombreux avantages par rapport à l'EMG de l'aiguille. En fait, il ne provoque pas de douleur ou d'inconfort et il n'y a aucun risque d'infection qui est susceptible lors de l'insertion d'une aiguille. De plus; il peut être effectué par un personnel autre que les médecins, avec un risque minime pour le sujet. L'activité myoélectrique apparaît sur la surface de la peau en tant que potentiels électriques avec une bande passante limitée de 15 à 400 Hz, et avec une très faible amplitude de certains micro à quelques milli-volts crête à crête en fonction de l'intensité de la contraction du muscle [5], [33]. Des instruments très sensibles sont alors nécessaires pour la détection, l'amplification le conditionnement et la numérisation des signaux sEMG, selon le schéma de principe simplifié représenté sur la figure 2.2.

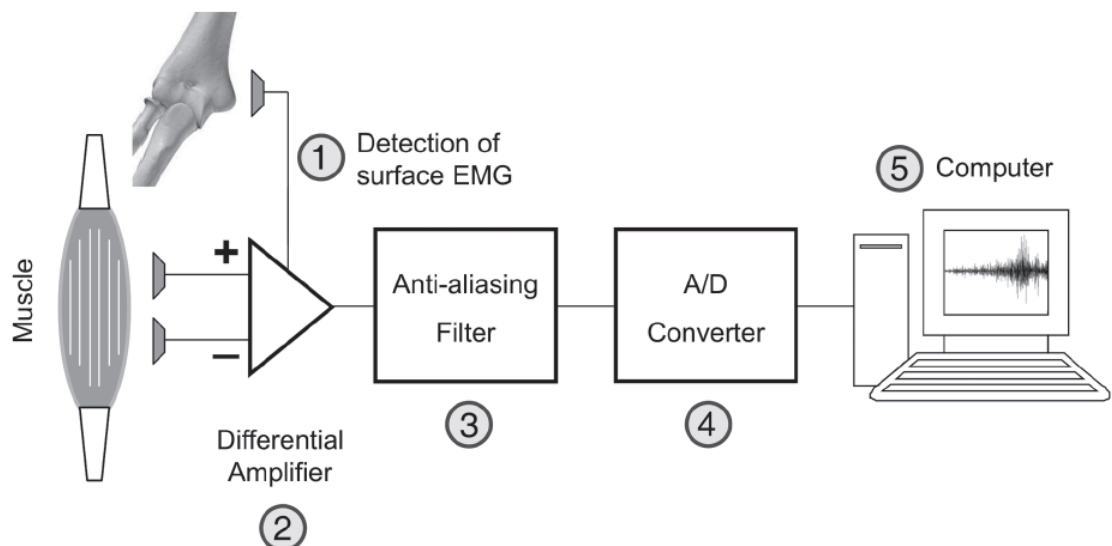


Figure 2.2. Schéma synoptique simplifié de l'acquisition d'électromyogramme de surface. (1) La détection des potentiels myoélectriques avec des électrodes de surface et une électrode de référence. (2) L'amplification de ces potentiels avec des amplificateurs différentiels. (3) le filtrage analogique des potentiels amplifiés afin d'éviter le repliement. (4) L'échantillonnage de l'EMG de surface en valeurs de tension numériques est nécessaire pour le traiter avec l'ordinateur. [5]

La mesure de l'EMG de surface dépend d'un certain nombre de facteurs. L'amplitude, le temps et les propriétés fréquentielles du signal EMG de surface dépendent de plusieurs facteurs tels que [3], [91]:

- La durée et l'intensité de la contraction musculaire.
- La position de l'électrode par rapport à la zone musculaire active.
- Les propriétés du tissu sus-jacent (par exemple, de l'épaisseur de la peau et du tissu adipeux).
- Les propriétés des électrodes et des amplificateurs.
- La qualité du contact entre l'électrode et la peau.

Ces facteurs et d'autres qui influencent les signaux sEMG de mesure sont résumés dans le tableau 2.1.

Tableau 2.1

Facteurs influençant l'EMG de surface [92]

Non physiologique	Forme du volume conducteur
Anatomique	Épaisseur des couches de tissu sous-cutanées
	Répartition des territoires des UM dans le muscle
	Taille des territoires de l'unité motrice
	Distribution et le nombre de fibres dans les territoires de l'UM
	Longueur des fibres
	Dispersion des plaques motrices et les jonctions tendineuses dans les UM
	Dispersion des zones d'innervation et des régions tendineuses à travers les UM
	Présence de plus d'un angle de pinnation
Système de détection	Contact des électrodes avec la peau (impédance ou bruit)
	Filtre spatial pour la détection du signal
	Distance inter-électrode
	Taille et forme de l'électrode
	Inclinaison du système de détection par rapport à l'orientation des fibres
	Localisation des électrodes sur le muscle
Géométrique	Raccourcissement des fibres musculaires
	Décalage du muscle par rapport au système de détection
Physique	Conductivités des tissus
	Montant du crosstalk dans les muscles voisins
Physiologique	
Propriétés de la membrane de la fibre	La vitesse de conduction moyenne des fibres musculaires
	La distribution des vitesses de conduction de l'UM
	La distribution des vitesses de conduction des fibres musculaires dans les UM
	Forme du potentiel d'action intracellulaire
Propriétés de l'unité motrice	Nombre des UM recrutées
	Distribution des taux de décharge des unités motrices
	Statistiques et coefficient de variation des taux de décharge
	Synchronisation de l'UM

Dans les sections suivantes, certains facteurs, qui doivent être pris en considération pour obtenir de bons signaux sEMG, sont brièvement présentés.

2.3.1. Préparation de la peau

L'interface électrode-peau génère un potentiel de tension continue (DC), principalement dû à une forte augmentation de l'impédance de la couche la plus externe de la peau, y compris la couche de la peau morte et les sécrétions adipeuses. Ce potentiel, commun à toutes les électrodes, peut être minimisé grâce à une bonne préparation de la peau. En fait, la qualité du contact est généralement réduite d'au moins un facteur de 10 avec une bonne préparation [93].

2.3.2. Crosstalk

Avec les petits muscles les électrodes peuvent rater l'activité électrique d'un ou plusieurs muscles voisins et leurs signaux peuvent interférer (crosstalk) avec l'EMG de surface du muscle désiré. Alors que les sources de signaux à proximité de l'électrode domineront le signal sEMG enregistré, les sources plus lointaines d'autres muscles peuvent engendrer le crosstalk [3], [91]. La distance pour une mesure efficace de l'électrode est le rayon à partir de l'électrode où l'amplitude des contributions du signal est plus grande que l'écart-type du signal bruit [91]. L'amplitude du signal sEMG bipolaire décroît exponentiellement avec l'augmentation de la distance à partir des électrodes d'enregistrement [94]. Cela est dû au fait que les fibres musculaires, la couche adipeuse sous-cutanée et la peau sont anisotropes et agissent comme un filtre spatial avec les propriétés fréquentielles passe bas, où une augmentation de la distance entre la fibre musculaire et l'électrode augmente l'effet de filtrage. Concrètement, cela signifie que le signal sera mesurable de moins en moins à partir des sources électriques de plus en plus éloignées; et de même, que la fréquence des contributions sEMG deviennent progressivement plus faibles (i.e. déplacement du spectre vers les basses fréquences) [95].

Le crosstalk peut être évité par le choix de la taille appropriée de la zone conductrice des électrodes et de la distance inter-électrode appropriée. La diminution de la taille de la zone conductrice permet de réduire la distance de mesure efficace de l'EMG (i.e. la profondeur). De même, la diminution de la distance inter-électrodes, diminue la distance effective d'enregistrement et déplace la bande passante EMG à des fréquences plus élevées [95]. La recommandation SENIAM contient des informations sur les procédures de placement recommandé des électrodes pour les différents muscles et les zones musculaires. [96]

2.3.3. Normalisation sEMG

Le potentiel de tension du signal sEMG détecté par les électrodes dépend fortement de plusieurs facteurs, qui varient entre les individus et également au sein de l'individu lui-même. Ainsi, l'amplitude du signal sEMG elle-même n'est pas utile dans les comparaisons entre les groupes, ou le suivi des événements sur une longue période de temps [97]. Le fait que l'amplitude enregistrée de l'EMG n'est jamais absolue, est principalement due au fait que l'impédance variant entre les fibres musculaires actives et les électrodes est inconnue [91]. Par conséquent, lors de la comparaison des variables d'amplitude entre les mesures, un type de normalisation est nécessaire, i.e. l'EMG de surface convertie en une échelle qui est commune à toutes les reprises de mesure. La normalisation de l'amplitude du signal par rapport à la force ou au moment (couple) est une technique couramment utilisée.

Typiquement, l'EMG est lié à une contraction maximale, ou une contraction sous-maximale à un niveau connu de la force. Beaucoup d'autres exemples et types de normalisation de signaux ont été abordés dans plusieurs travaux de recherche [97], [98].

2.3.4. Types d'électrodes

L'électrode de surface est un élément essentiel du système de mesure, étant donné qu'il a un impact considérable sur la qualité du signal mesuré. Par exemple, le rapport signal-sur-bruit (SNR) est déterminé presque exclusivement par les électrodes, aussi longtemps que des amplificateurs adéquats et les analogiques-numériques (A/D) sont utilisés. Afin de mesurer la différence de potentiel à partir des champs de courants générés biologiquement, il est nécessaire de fournir une interface entre le corps et l'équipement de mesure électronique. Le courant dans le corps est porté par des ions, tandis que les électrons sont les porteurs dans les électrodes et les fils conducteurs (par exemple, câbles). Ainsi, les électrodes servent d'un transducteur pour modifier un courant ionique en un courant électronique.

Il existe généralement deux types d'électrodes de surface (Figure 2.3):

- Electrodes sèches en contact direct avec la peau.
- Electrodes gélifiées en utilisant un gel électrolytique en tant qu'interface chimique entre la peau et la partie métallique de l'électrode.

2.3.4.1. Electrodes sèches

Les électrodes sèches sont principalement utilisées dans des applications où la géométrie ou la taille des électrodes ne permet pas l'utilisation du gel [91]. Les électrodes en 'Barres' et les électrodes en 'Arrangement longitudinal' sont des exemples d'électrodes sèches. Avec des électrodes sèches, il est courant d'avoir des circuits préamplificateurs à l'emplacement de l'électrode, due en grande partie à l'impédance de l'interface électrode-peau associée à des électrodes sèches. De telles électrodes, sèches (typiquement > 20g) sont considérablement plus lourdes que les électrodes gélifiées (<1g). Cette masse d'inertie accrue augmente la difficulté de maintenir la fixation de l'électrode, comparée aux électrodes gélifiées.

2.3.4.2. Electrodes gélifiées

Les électrodes gélifiées utilisent un gel électrolytique en tant qu'interface chimique entre la peau et la partie métallique de l'électrode. Des réactions oxydantes et chimiques réductrices ont lieu dans la région de contact de la surface du métal et du gel. L'argent et chlorure d'argent (Ag - AgCl) est le composé le plus courant pour la partie métallique des électrodes gélifiées. La couche d'AgCl permet au courant de passer plus librement du muscle à travers la jonction entre l'électrolyte et l'électrode. Ceci introduit moins de bruit électrique au cours de la mesure, comparé aux électrodes métalliques équivalentes (e.g. Ag). De ce fait, les électrodes Ag - AgCl sont utilisées dans plus de 80 % des applications de l'EMG de surface [99].

Les électrodes gélifiées peuvent être soit jetables ou réutilisables. Les électrodes jetables sont les plus courantes, car elles sont très légères. Les électrodes jetables sont disponibles en grande variété de formes et de tailles, et les matériaux comprenant le patch

et la forme du gel conducteur varient entre les fabricants. Avec la bonne application des électrodes jetables, le risque de déplacement de l'électrode est minimisé même lors des mouvements rapides.

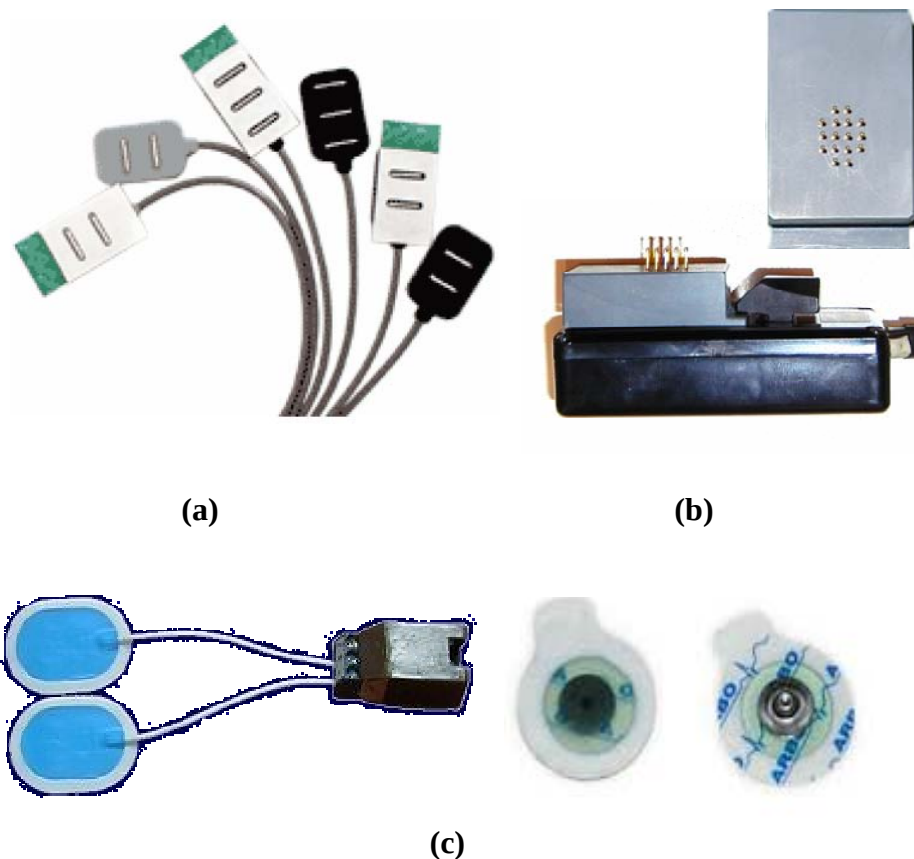


Figure 2.3. Exemple d'électrodes sèches et gélifiées. (a) Electrodes Barres. Electrodes Pin. [6] (b) Electrodes gélifiées.

2.4. Configurations des électrodes

Il existe de nombreuses configurations d'électrodes de surface qui peuvent être utilisées pour enregistrer le signal sEMG. Cependant, on retrouve trois configurations de base décrites dans les sections suivantes.

2.4.1. Configuration monopolaire

La configuration monopolaire est utilisée lors d'un enregistrement avec une seule électrode placée sur la peau au-dessus du muscle par rapport à une électrode de référence. L'électrode de référence doit être située sur un tissu électriquement neutre à une distance de l'électrode active. Dans cette configuration simple, le SNR et la résolution spatiale de l'EMG enregistré sont inférieurs aux enregistrements EMG obtenus en utilisant une amplification différentielle (e.g. une configuration bipolaire). L'avantage de l'utilisation de cette configuration est qu'elle tend à enregistrer des signaux de grande amplitude. L'inconvénient de cette configuration est que l'activité des muscles autres que le muscle d'intérêt peut être enregistrée, et représentée dans le signal EMG résultant. La détection des signaux qui proviennent des muscles voisins plutôt que du muscle en question engendre le phénomène du crosstalk déjà défini. Afin de diminuer la probabilité de l'enregistrement du crosstalk, des configurations d'électrodes différentielles sont souvent recommandées pour les enregistrements de surface EMG. [96]

2.4.2. Configuration bipolaire

Le signal EMG est le plus couramment enregistré à l'aide d'une configuration d'électrode bipolaire. Deux électrodes typiquement espacées de 10 à 20 mm sont utilisées pour détecter les deux potentiels sur la peau au-dessus du muscle, chacun par rapport à l'électrode de référence [100], [101]. La figure 2.4 montre un exemple de détection bipolaire. L'emplacement exact, l'espacement et l'orientation de ces électrodes sont cruciales, car ils dictent avec quels gradients le potentiel sera détecté. Des arrangements d'électrodes bipolaires sont utilisés avec un amplificateur différentiel, qui permet de supprimer les signaux communs aux deux électrodes. L'amplificateur différentiel amplifie la différence entre les deux potentiels détectés au niveau des deux électrodes. De cette configuration, le Crosstalk des muscles voisins serait moins susceptible d'être un problème.

A partir des signaux mesurés avec des électrodes électromyographiques classiques (conventionnelles), disposées dans une configuration bipolaire traditionnelle, les PAUMs sont difficilement extraits en raison du grand nombre d'UMs qui contribuent au signal, ce qui conduit par conséquent à un degré de chevauchement élevé des PAUMs dans ce signal. Si on utilise plus d'électrodes, trois électrodes positionnées en ligne par exemple, une configuration d'électrodes double différentielle peut être élaborée et peut être utilisée pour diminuer davantage le risque du crosstalk au cours de l'enregistrement.

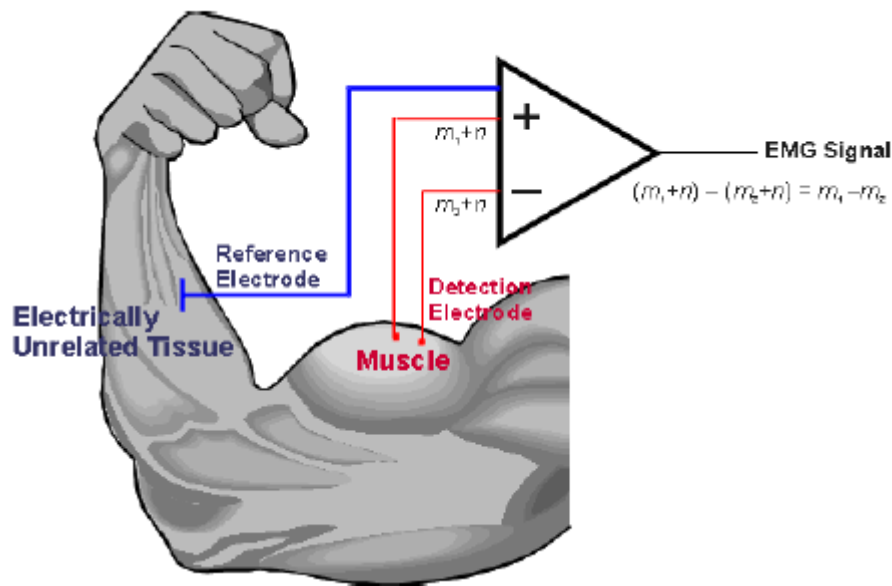


Figure 2.4. Principe de la détection Bipolaire [101].

La troisième configuration consiste à utiliser des électrodes en arrangement 2D, correctement pondérées. Avec un tel arrangement, des filtres spatiaux peuvent être formés et appliqués pour augmenter la sélectivité du système d'enregistrement. Ce qui diminue le nombre d'UMs qui contribuent au signal sEMG. Le signal filtré est une combinaison linéaire des signaux provenant des différents canaux. En combinaison avec des techniques avancées de traitement de signal, ceci crée la possibilité d'examiner des PAUMs individuels d'une manière non-invasive. Cette technique est appelée technique de la haute résolution spatiale (High spatial resolution : HSR-EMG). Le signal sEMG reflète la sommation temporelle et spatiale de l'activité électrique générée par toutes les UMs actives ensemble. La contribution d'une UM au signal sEMG dépend profondément de la distance entre le site de l'UM et la position des électrodes. Le signal sEMG ainsi obtenu est

couramment utilisé dans l'analyse du mouvement et dans la physiologie de l'exercice. En raison de la grande zone de détection d'un tel système d'enregistrement sEMG, le nombre d'UMs qui contribuent au signal est grand, résultant en un signal de nature stochastique dans lequel l'activité d'UM individuelle ne peut être distinguée. La quantification du signal sEMG est donc généralement effectuée avec des paramètres énergétiques: comme la valeur efficace (RMS) ou avec des paramètres spectraux spécialement dans les études de la fatigue [45].

2.5. Electromyographie à haute résolution spatiale (HSR-EMG)

Le sEMG conventionnel a une résolution spatiale limitée et détecte, par conséquent, une superposition d'un grand nombre de PAUMs. La séparation de l'activité de l'UM singulière à partir des UMs adjacentes actives simultanément est difficile à réaliser avec des électrodes de surface. Cette tâche avait besoin de techniques d'acquisition hautement spécialisés [2]. Par conséquent, le sEMG est principalement utilisé pour obtenir une information 'globale' sur l'activation musculaire, comme le temps et l'intensité de l'activation musculaire.

Pour des fins de diagnostic de maladies neuromusculaires, les techniques classiques du sEMG ne sont pas appropriées, car l'information concernant une UM singulière est nécessaire pour distinguer entre les patients n'ayant aucune modification pathologiques dans les UMs, les patients souffrant de troubles musculaires, et les patients avec des troubles neuronaux. Ainsi, l'activité d'une seule UM a été réalisée par des techniques hautement spécialisées. Ces techniques sont basées sur la détection non-invasive à l'aide d'un filtre spatial constitué d'un arrangement d'électrodes (HSR-EMG) qui peut isoler l'activité singulière de L'UM même lors d'une contraction musculaire maximale [6], [102]. Lors d'une excitation volontaire du muscle par le système nerveux central, la distribution du potentiel à variable temporelle est générée sur la surface de la peau. L'arrangement multi-électrodes peut être avantageusement utilisé pour la détection de la distribution du potentiel spatial générée. De cette information, la localisation de la source et de son mouvement dans le temps peuvent être obtenus. Les arrangements multi-électrodes sont couramment utilisés dans l'électroencéphalographie et sont devenus récemment de plus en plus populaire dans le sEMG. Ils ont été décrits pour la première fois par Rau [103], Masuda [49], De Luca [1] et Reucher [21], [22] et ont été avantageusement utilisés dans les domaines de la neurologie, l'ergonomie et la biomécanique au cours des dernières années [6], [104].

Pratiquement, les arrangements multi-électrodes utilisés sont constitués de plusieurs électrodes-pin (jusqu'à 240) disposées soit en une ligne ou en deux dimensions avec une distance inter-électrodes de seulement quelques millimètres. Un arrangement multi-électrodes composé de 16 électrodes-pin recouvertes d'or (Figure 2.5) par exemple, est utilisé pour le diagnostic de maladies neuromusculaires. Dans ce cas, les électrodes ont un diamètre de 0,5 mm pour assurer un contact optimal avec la surface de la peau. Elles sont disposées en deux dimensions et ont une distance inter-électrodes entre 2,5 et 5 mm en fonction du muscle étudié [6]. Les potentiels détectés par les différentes électrodes de l'arrangement peuvent être considérés comme des échantillons spatiaux instantanés de la distribution du potentiel généré sur la surface de la peau par l'excitation des fibres musculaires. A cette distribution de potentiel, différentes UMs contribuent de manière différente. Un petit nombre d'UMs, situées très près de la surface de la peau, contribuent à la distribution du potentiel résultante avec un potentiel haut et spatialement raide. Par

contre, les UMs qui sont situées plus loin de la surface de la peau contribuent avec un potentiel bas et spatialement plus élargi (Figure 2.6) [6], [102]. Cela est dû au fait provoquées par la caractéristique électrique du tissu entre la source et la surface de la peau, les hautes fréquences spatiales dans le signal sont beaucoup plus supprimées quand la source est située plus profondément dans le corps [105]. La figure 2.6 montre un exemple de la distribution de potentiel généré sur la surface de la peau par deux UMs situées à différentes profondeurs. Si les deux UMs sont excitées en même temps, la distribution de potentiel généré sur la surface de la peau est égale à la superposition des contributions de chacune des UMs. Les applications sEMG classiques (conventionnelles) sont basées sur la dérivation bipolaire avec une distance inter-électrode d'environ 20 mm [96]. En raison de cette distance relativement grande entre les électrodes, un tel arrangement d'électrodes détecte la valeur absolue de la distribution du potentiel superposé, à laquelle contribuent les deux UMs de la même manière (figure 2.6).

HSR-EMG

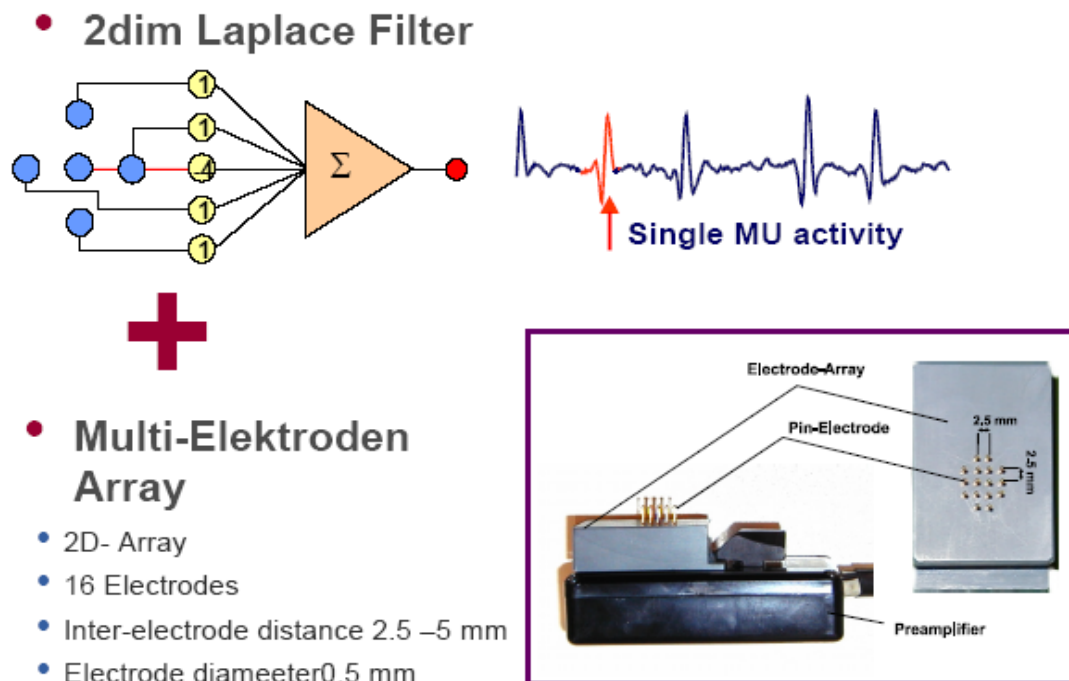


Figure 2.5. HSR-EMG. Arrangement multi-électrodes pour la détection de l'activité d'une unité motrice singulière durant les contractions volontaires maximales du muscle court abducteur du pouce. En utilisant un filtre NDD, l'activité d'une UM singulière peut être isolée dans le signal. [6]

Le volume conducteur entre l'UM excitée et la surface de la peau agit comme un filtre passe-bas spatial. D'autre part, un filtre spatial passe-haut avec une fréquence de coupure adéquate, transmettrait les fréquences spatiales supérieures à sa fréquence de coupure et supprimerait spatialement les plus faibles. Ainsi, en utilisant un filtre spatial passe-haut, la contribution spatiale à haute fréquence des UMs situées à proximité de la surface de la peau sera amplifiée et la contribution des UMs situées plus loin sera réduite.

Dans une première approche, le filtre spatial passe-haut le plus simple - une dérivation bipolaire avec une distance inter-électrodes de l'ordre d'1 mm et arrangée dans la direction parallèle aux fibres musculaires - a été utilisé pour améliorer la sélectivité spatiale des

techniques d'enregistrement EMG non-invasives (Figure 2.6) [105]. La dérivation bipolaire différencie la distribution de potentiel spatial dans la direction de l'arrangement des électrodes. En raison de cette différenciation, la dérivation bipolaire améliore spatialement les composantes raides et réduit les plus plates (figure 2.6). Cependant, en particulier à des niveaux de force élevés, la dérivation bipolaire avec une petite distance inter-électrode n'est pas suffisante pour distinguer l'activité d'UM singulière dans le signal. Par conséquent, le principe du filtrage spatial a été étendu à d'autres arrangements d'électrodes complexes.

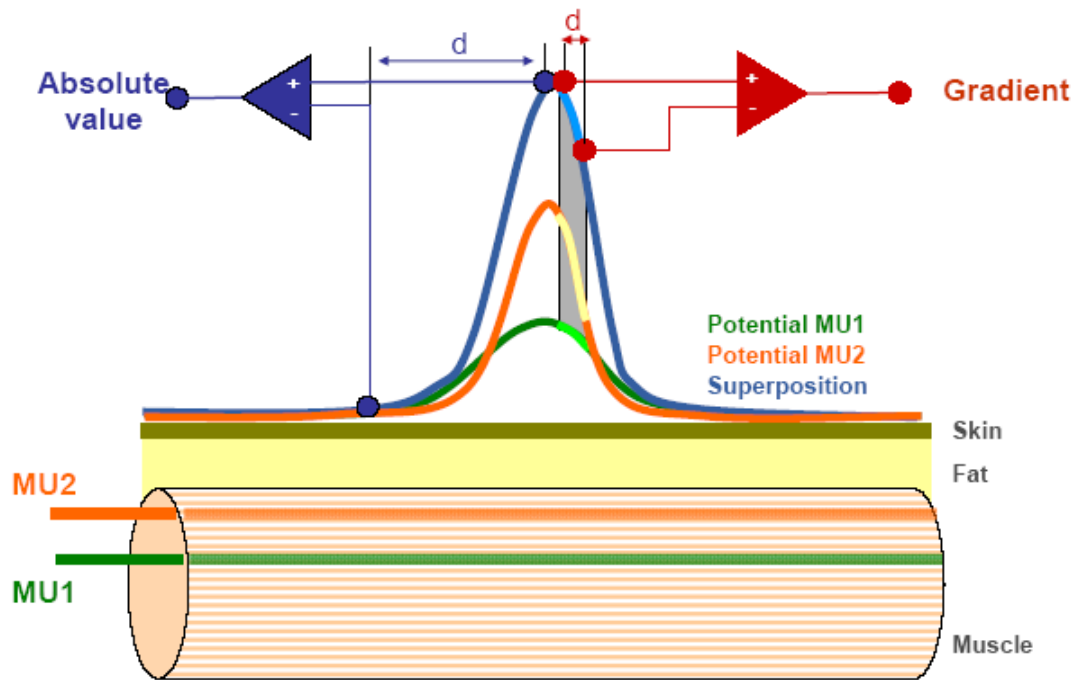


Figure 2.6. Distribution du potentiel. Distribution du potentiel généré sur la surface de la peau par deux UM situées à des profondeurs différentes de la surface de la peau. En utilisant des distances d'électrode d en mm, la contribution de l'UM située à proximité de la surface de la peau peut être affirmée et la contribution de l'UM plus lointainement située peut être supprimée. [6]

Du traitement de l'image, il est connu que les filtres de Laplace - qui donnent la deuxième dérivée spatiale - sont bien adaptés pour la détection des bords perpendiculaires à la direction de la différenciation. Un filtre de Laplace à une dimension peut être réalisé avec trois électrodes disposées dans une rangée. L'électrode centrale doit être pondérée avec un facteur de -2 , et les deux électrodes extérieures avec un facteur de $+1$. De tels filtres doubles différentiels ont été d'abord utilisés en EMG de surface par Broman [106], et sont maintenant fréquemment utilisés par différents autres groupes de chercheurs [8], [100], [107].

Une haute sélectivité spatiale d'un enregistrement peut être réalisée avec un filtre de Laplace à deux dimensions d'arrangements [21], [22], [102]. Il a été montré qu'une sommation pondérée de cinq dérivations EMG arrangées en croisement judicieux forme la deuxième dérivée spatiale de la distribution du potentiel dans deux directions orthogonales (Normal-Double-Différentiation-filtre). Pour réaliser un filtre NDD, l'électrode centrale est pondérée par un facteur de -4 et les électrodes entourant avec un facteur de $+1$. Le filtre NDD amplifie seulement l'activité de l'UM située directement au-dessous de l'électrode centrale du filtre et réduit les signaux des sources plus lointainement situées.

De cette manière, l'activité de l'UM devient unique, clairement identifiable dans le parcours du signal (figure 2.5). Ainsi, le HSR-EMG permet la détection non-invasive de l'activité d'une UM singulière qui eut être adapté à un diagnostic non invasif des maladies neuromusculaires. [102], [107]

2.5. 1. Filtres à deux dimensions constitués d'électrodes points

Comme nous l'avons déjà mentionné, la technique HSR- EMG n'est rien, qu'un arrangement d'électrodes pondérées constituant des filtres spatiaux. En appliquant des filtres spatiaux, l'activité des différentes UMs peuvent être séparées dans l'espace. En outre, la diaphonie 'crosstalk', i.e., l'activité des signaux bioélectriques éloignés, peut être réduite [108]. Les PAUMs situés près de la surface de la peau contribuent à la distribution du potentiel sur la peau avec un gradient de potentiel spatialement élevé, alors que les PAUMs lointains et les champs de potentiels lointains génèrent des potentiels plats. La sélectivité d'un filtre peut être définie comme la faculté de distinguer entre les PAUMs. Au cours des dernières décennies, de nombreux filtres spatiaux ont été proposés et étudiés afin d'améliorer leur sélectivité [21], [110], [108], [109]. Le filtre le plus simple est la simple différence (SD) ou le filtre bipolaire qui utilise deux électrodes.

Différents filtres spatiaux standards ont été utilisés avec des électrodes circulaires et rectangulaires qui sont le différentiel simple (SD), le double différentiel (DD), le double différentiel normal (NDD) et le binomial inverse d'ordre deux (IB2) [21], [79], [111]. Les masques de ces filtres spatiaux en considérant les électrodes points sont décrits comme suit:

$$M_{SD} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \quad M_{DD} = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$M_{NDD} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad M_{IB^2} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & -12 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

Les rangées et les colonnes du masque du filtre représentent la position des électrodes d'enregistrement et les facteurs de pondération correspondants. Selon la configuration et les poids associés aux électrodes points, la fonction de transfert du filtre spatial $H_{sf}(k_x, k_z)$ est donnée par [95]:

$$H_{sf}(k_x, k_z) = \sum_{i=-m}^{n-1} \sum_{r=-w}^{h-1} a_{ir} e^{-jk_x d_x} e^{-jk_z d_z} \quad (2.1)$$

Où m, n représentent les nombres des colonnes droite et gauche à partir du centre de la rangée d'électrodes. Les numéros w, h représentent ceux des rangées au-dessus et au-dessous du centre de la rangée d'électrodes; a_{ir} les poids donnés aux électrodes, d_x la

distance inter-électrodes dans la direction x et d_z est la distance inter-électrodes dans la direction de z . $k_x=2\pi f_x$ et $k_z=2\pi f_z$ sont les fréquences angulaires spatiales dans les directions x et z respectivement. Les variables x et z définissent le plan de la détection, sur lequel les électrodes sont placées. La figure 2.7 montre les fonctions de transfert des filtres indiquées en fonction des deux fréquences spatiales correspondant aux deux directions x et z . Comme exemple, la fonction suivante représente la fonction de transfert du filtre NDD : [35]

$$H_{sf}(k_x, k_z)_{NDD} = -4 + 2\cos(k_x d_x) + 2\cos(k_z d_z) \quad (2.2)$$

Cette fonction de transfert (2.2) est périodique dans les deux directions spatiales avec des périodes égales à l'inverse de la distance inter-électrodes dans les deux directions, respectivement. Comme le montre l'équation (2.1), la périodicité est une propriété générale des filtres spatiaux constitués de grilles d'électrodes points. Ainsi, les distances inter-électrodes d_x et d_z doivent être choisies par rapport à la plus petite longueur d'onde contribuant à la distribution du potentiel dans les deux directions spatiales. En choisissant les distances inter-électrodes plus petites que le double de la réciproque des fréquences spatiales les plus grandes qui contribuent à la distribution du potentiel, on peut obtenir un spectre du signal EMG dans une période de la fonction de transfert.

La figure 2.7.c montre la fonction de transfert à deux dimensions du filtre NDD. Le NDD est un filtre passe-haut spatial qui supprime les fréquences spatiales sensiblement plus petites que la fréquence de coupure. Ceci est en contraste avec des fréquences spatiales proches de la fréquence de coupure, qui passent à travers le filtre presque inchangé.

Comme les fréquences de coupure sont données par la réciproque de la distance inter-électrodes, les arrangements d'électrodes avec de plus petites distances inter-électrodes suppriment des fréquences spatiales plus élevées que les arrangements d'électrodes avec de plus grandes distances inter-électrodes.

La figure 2.8 montre des exemples de signaux expérimentaux détectés par le différentiel simple longitudinal, le double différentiel longitudinal (LDD), et le filtre NDD. L'amélioration de la sélectivité spatiale avec le filtre NDD est évidente (spécialement par rapport au différentiel simple) et permet l'identification des potentiels d'action d'une UM singulière à partir du signal d'interférence.

Le filtre NDD est anisotrope [35]; ainsi le filtre n'est pas invariant aux rotations. Ceci implique que la capacité de distinction de ce filtre entre les signaux générés par les sources proches et lointaines est sensible à l'orientation du filtre par rapport à l'orientation de la fibre.

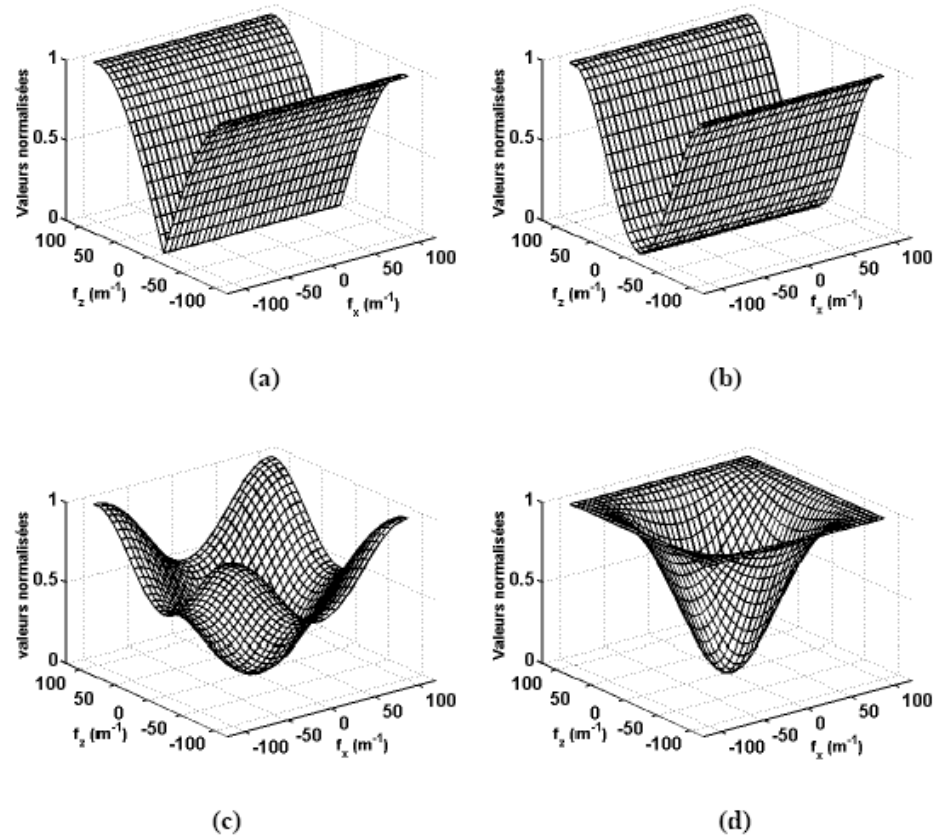


Figure 2.7. Fonction de transfert des filtres spatiaux. a) SD. b) DD. c) NDD. d) IB². [111]

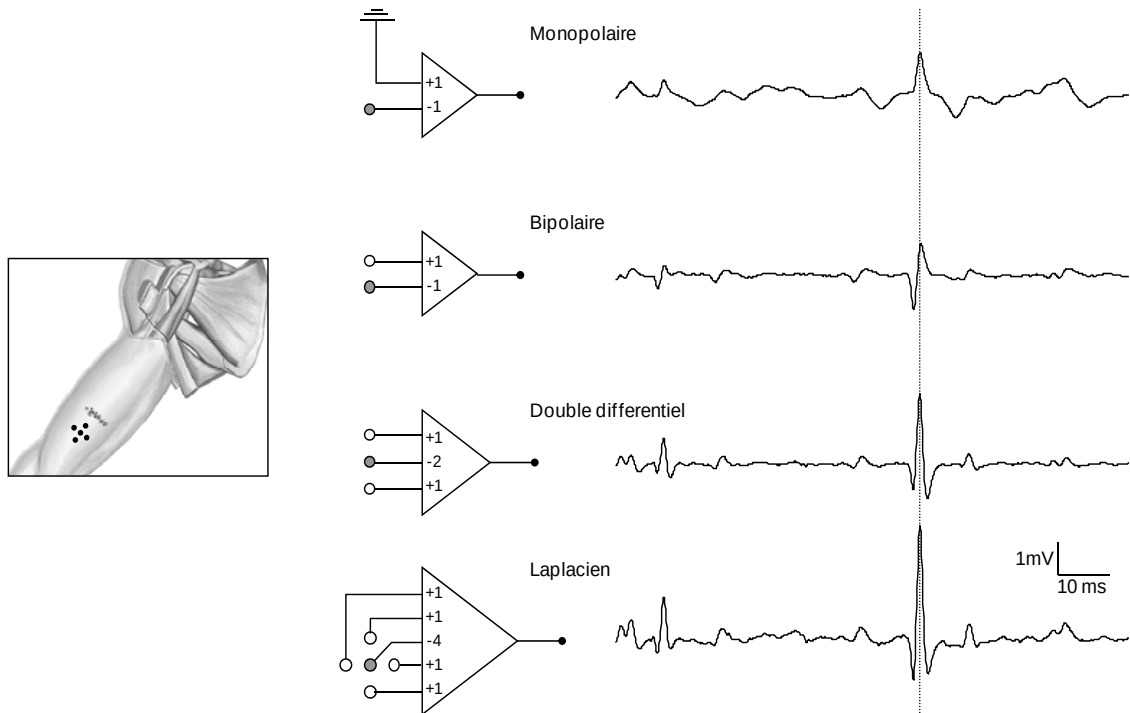


Figure 2.8. Signaux détectés du muscle biceps brachial avec trois filtres spatiaux (différentiel simple longitudinal (LSD), double différentiel longitudinal (LDD) et le NDD). La distance inter-électrode est de 5mm dans les trois cas. [35]

2.5.2. Filtres spatiaux composés d'électrodes à dimensions physiques

L'équation (2.1) assume l'approximation des électrodes points. En cas d'électrodes avec des dimensions physiques, à chaque point spatial de détection, le potentiel est intégré sous l'air de l'électrode. Il est possible d'identifier cette intégration mathématiquement en la décrivant comme une convolution 2-D de la distribution du potentiel sur la surface de la peau avec une fonction qui dépend de la forme des électrodes [4], [80]. Cette fonction assume une valeur constante égale à l'inverse de l'air de l'électrode dans la région de l'espace correspondant à l'air de l'électrode (s) et nulle ailleurs. Cette fonction est donnée par l'équation (2.3).

$$h_{size}(x, z) = \begin{cases} \frac{1}{s} & f(-x, -z) \leq 0 \\ 0 & f(-x, -z) > 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

A partir de l'équation (2.1) la fonction de transfert équivalente de la forme de l'électrode est obtenue par le calcul de la transformée de Fourier 2-D $H_{size}(k_x, k_z)$ de $h_{size}(x, z)$. Dans le cas des électrodes rectangulaires nous obtenons [80] :

$$H_{size}(k_x, k_z) = \text{sinc}\left(\frac{k_x a}{2\pi}\right) \text{sinc}\left(\frac{k_z b}{2\pi}\right) \quad (2.4)$$

Où $\text{sinc}(s) = \sin(\pi s)/(\pi s)$ si $s \neq 0$ et $\text{sinc}(0) = 1$. Dans le cas des électrodes circulaires dont le rayon est r $H_{size}(k_x, k_z)$ est donnée par [80] :

$$H_{size}(k_x, k_z) = \begin{cases} 2 \frac{J_1(r\sqrt{k_x^2 + k_z^2})}{r\sqrt{k_x^2 + k_z^2}} & (k_x, k_z) \neq (0,0) \\ 1 & (k_x, k_z) = (0,0) \end{cases} \quad (2.5)$$

Où $J_1(x)$ est la fonction de Bessel modifiée du premier ordre. Dans le cas de détection avec un système de grille d'électrodes physiques 1-D ou 2-D, la fonction de transfert globale du système de détection est obtenue par le produit de $H_{size}(k_x, k_z)$ et $H_{sf}(k_x, k_z)$ [4], [80], [112].

2.6. Acquisition du signal sEMG

Lors de ce travail, 11 sujets ont accepté volontairement de participer à la mesure des signaux sEMG de leurs muscles. Les sujets participant à cette étude (six femmes et cinq hommes) ne souffrent d'aucune maladie neuromusculaires. Afin d'enrichir notre base de données, trois muscles ont été choisis pour cette étude : le court abducteur du pouce (APB), le muscle premier interosseux dorsal (FDI), et le biceps brachial (BB) (voir figure 2.9).

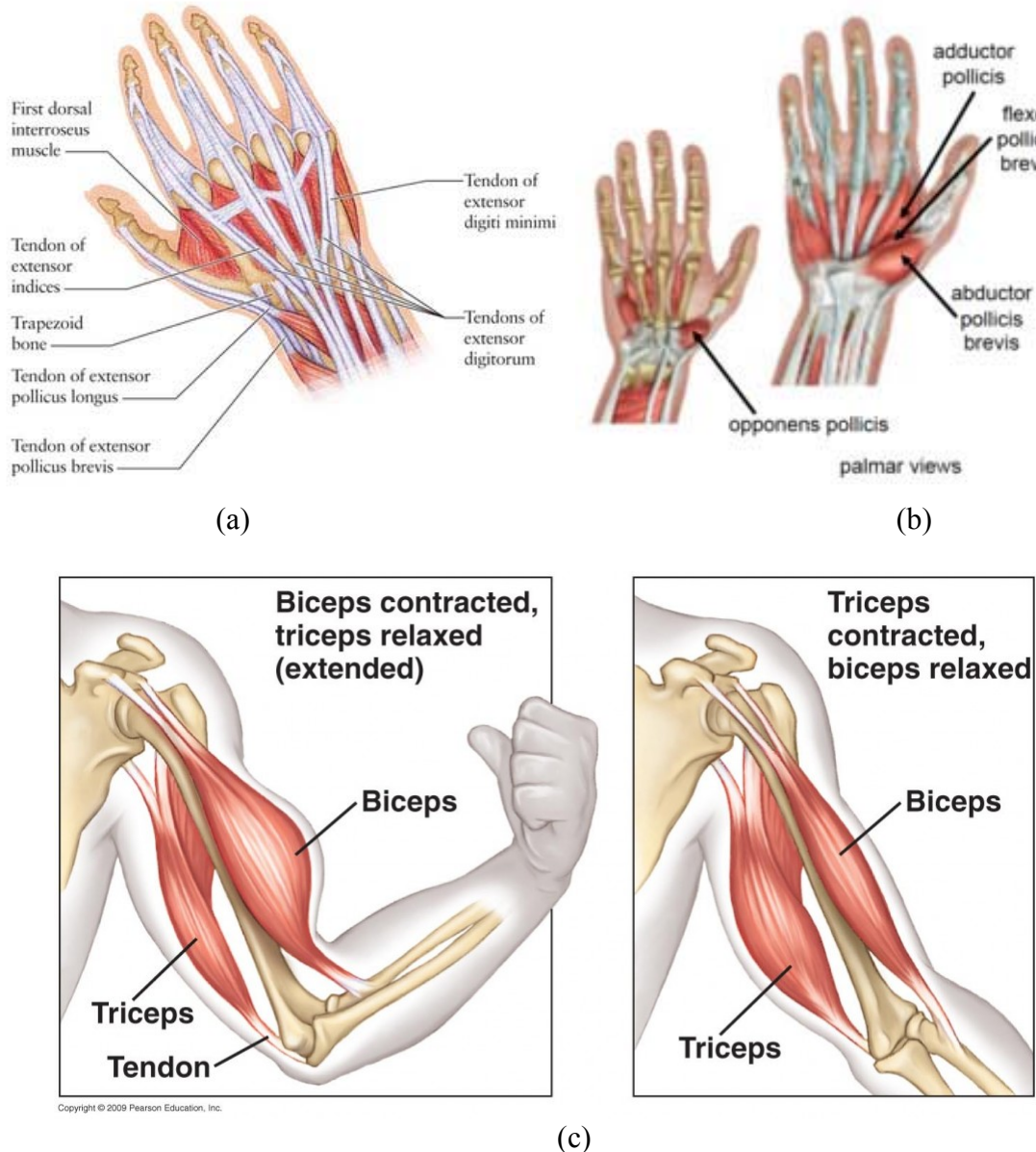


Figure 2.9. Muscles choisis pour l'enregistrement de signaux sEMG. (a) Muscle FDI. (b) Muscle APB. (c) Muscle BB.

Dans ce qui suit, nous décrivons brièvement l'instrumentation utilisée et les étapes d'enregistrement des signaux sEMG qui ont servi la base de données de ce travail.

La figure 2.10 montre une image qui englobe les différents éléments de la chaîne d'acquisition à savoir : les électrodes pins, la bande de l'électrode neutre et le fil de mass, le préamplificateur local (in situ), l'amplificateur principal, la carte d'acquisition reliée au PC permettant la numérisation du signal.

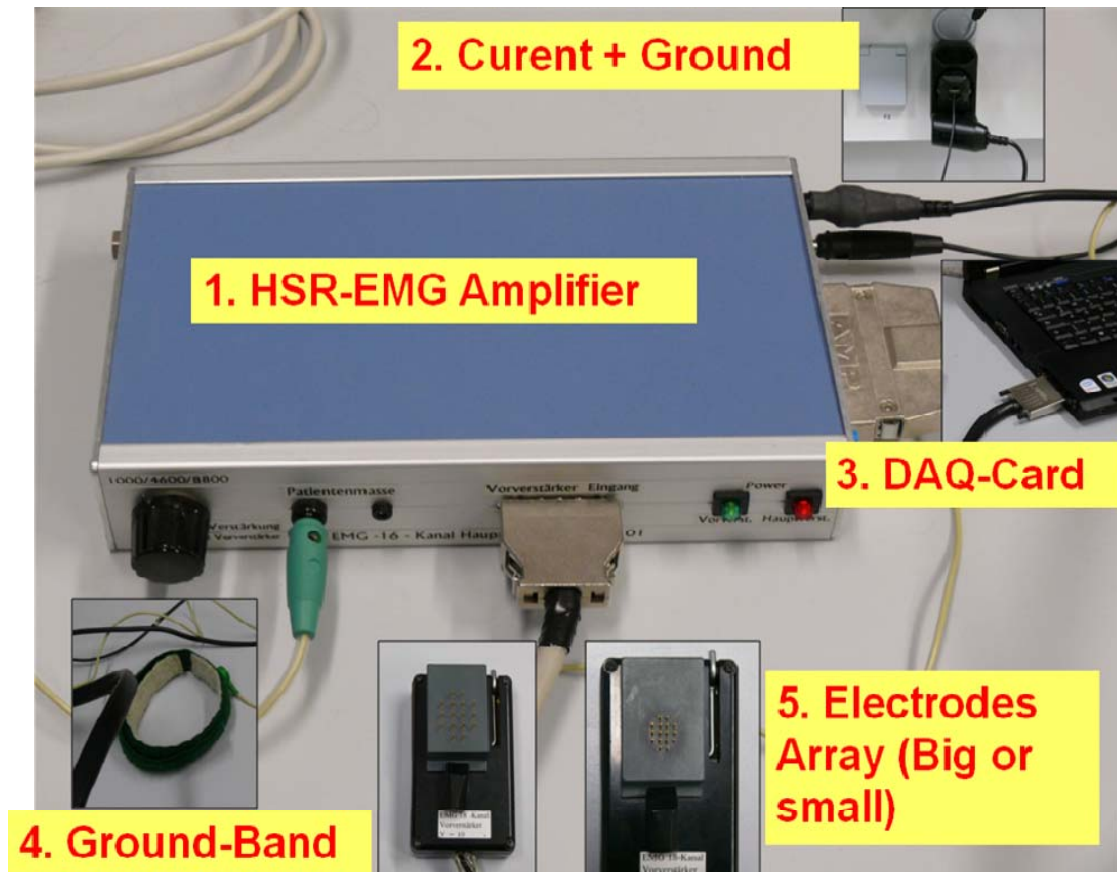
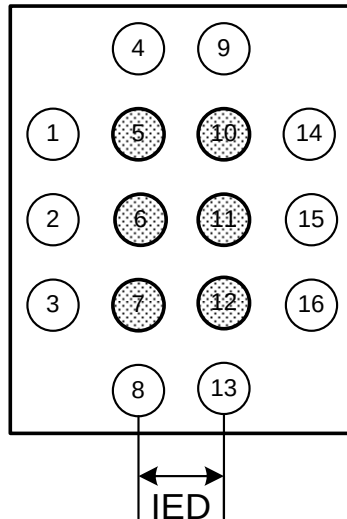


Figure 2.10. Photos de l'instrumentation utilisée lors de ce travail.

2.6. 1. Electrodes pins et électrode neutre

La technique HSR-EMG a été utilisée dans ce travail afin d'isoler l'activité d'une seul UM. La configuration 16 électrodes permet d'obtenir six signaux de type NDD. La figure 2.10 montre la disposition de ces 16 électrodes ainsi que les 6 canaux (les électrodes 5, 6, 7, 10, 11, et 12) utilisés pour avoir les 6 signaux NDD. Ces électrodes sont entourées de quatre électrodes chacune avec une distance inter-électrode de 2.5 mm pour les petits muscles (APB et FDI) et de 5 mm pour le grand muscle BB. Ce qui permet le calcul des signaux NDD par les relations indiquées sur la figure 2.11. Cette configuration facilite aussi la possibilité d'avoir une bonne position des électrodes sur le muscle. On a choisi parmi les 6 signaux, le meilleur signal possédant le minimum de bruit.

Avant l'enregistrement des signaux, une interface permettant de voir les signaux mesurés, ce qui nous donne la possibilité de chercher la meilleure position des électrodes sur le muscle. La figure 2.12 représente l'interface du logiciel (HSR-EMG : Myo) utilisée pour la visualisation, l'enregistrement des signaux monopolaires. Cette interface donne la possibilité de choisir le filtre spatial et visualiser les différents signaux correspondants. Il permet aussi l'estimation de la vitesse de conduction (CV).



$$V_{ch1} = V_1 + V_6 + V_{10} + V_4 - 4 \cdot V_5$$

$$V_{ch2} = V_2 + V_7 + V_{11} + V_5 - 4 \cdot V_6$$

$$V_{ch3} = V_3 + V_8 + V_{12} + V_6 - 4 \cdot V_7$$

$$V_{ch4} = V_5 + V_{11} + V_{14} + V_9 - 4 \cdot V_{10}$$

$$V_{ch5} = V_6 + V_{12} + V_{15} + V_{10} - 4 \cdot V_{11}$$

$$V_{ch6} = V_7 + V_{13} + V_{16} + V_{11} - 4 \cdot V_{12}$$

Figure 2.11. Configuration de 16 électrodes permettant d'obtenir 6 signaux de type NDD.

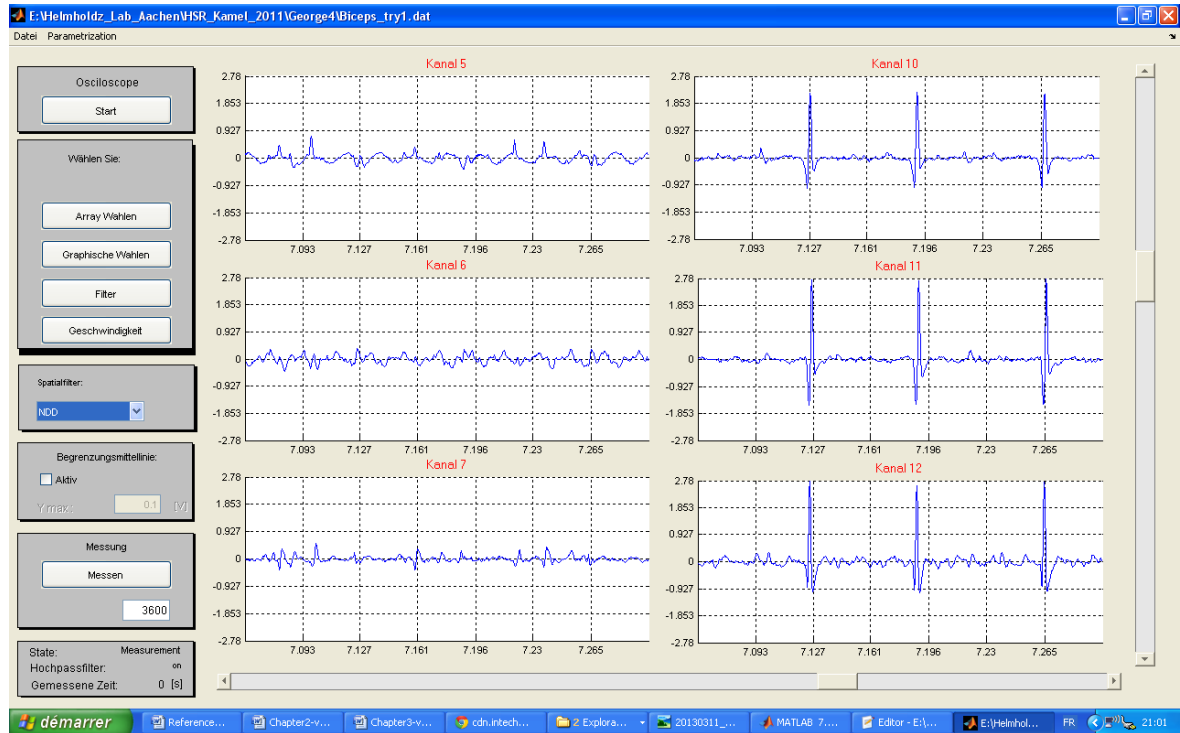


Figure 2.12. Interface du logiciel d'acquisition utilisée pour visualiser et enregistrer les signaux monopolaire issus des 16 électrodes.

La figure 2.13 montre une image prise lors de la recherche d'une bonne position d'électrodes pour enregistrer des signaux du muscle APB.

L'électrode neutre doit être éloignée de l'activité musculaire de sorte qu'elle n'influence pas les électrodes effectives de l'enregistrement. La figure 2.14 montre l'électrode neutre insérée dans la bande élastique. La bande élastique assure une bonne fixation et conduction de l'électrode neutre. Avant l'utilisation, l'électrode neutre est gélifiée avec un gel conducteur afin d'augmenter sa conductivité.



Figure 2.13 Exploration du muscle APB pour chercher une bonne position d'électrodes.



(a)



(b)

Figure 2.14. Fil et électrode neutre. (a) Fil de l'électrode neutre connecté au disque métallique. (b) disque métallique inséré dans la bande élastique qui sert à une électrode neutre.

Remarques :

- ✓ Les surfaces des peaux des différents muscles ont été nettoyées avec du gel afin de minimiser la résistance de l'interface électrode-peau.
- ✓ Les signaux NDD sont calculés par programme à partir des signaux monopolaires.

2.6.2. Préamplificateur

Afin de minimiser le bruit associé aux câbles longs (rayonnement et mouvement des câbles), un préamplificateur dit '*in situ*' de gain de 10 a été utilisé. Il est situé directement au dessus des électrodes placées sur le muscle. La figure 2.15 représente le préamplificateur avec et sans électrodes. Un système mécanique incorporé dans l'amplificateur est utilisé manuellement pour fixer les électrodes.



Figure 2.15. Préamplificateur avec un gain de 10. (a) Amplificateur sans électrodes (à vide). (b) Amplificateur chargé d'électrodes.

2.6.3. Amplificateur Principal

Après avoir détecté les 16 signaux monopolaires et les amplifiés 10 fois, il est nécessaires de les amplifier d'autant afin qu'ils puissent être numérisés. Dans ce travail, un amplificateur de gain variable est utilisé. Nous avons fixé l'amplification à un gain de 100 pour tous les signaux. Ceci qui donne un gain total de 1000 fois, ainsi nos signaux ont une amplitude varie jusqu'au 2mv. La figure 2.16 montre un exemple de signaux NDD des six canaux après avoir amplifiés.

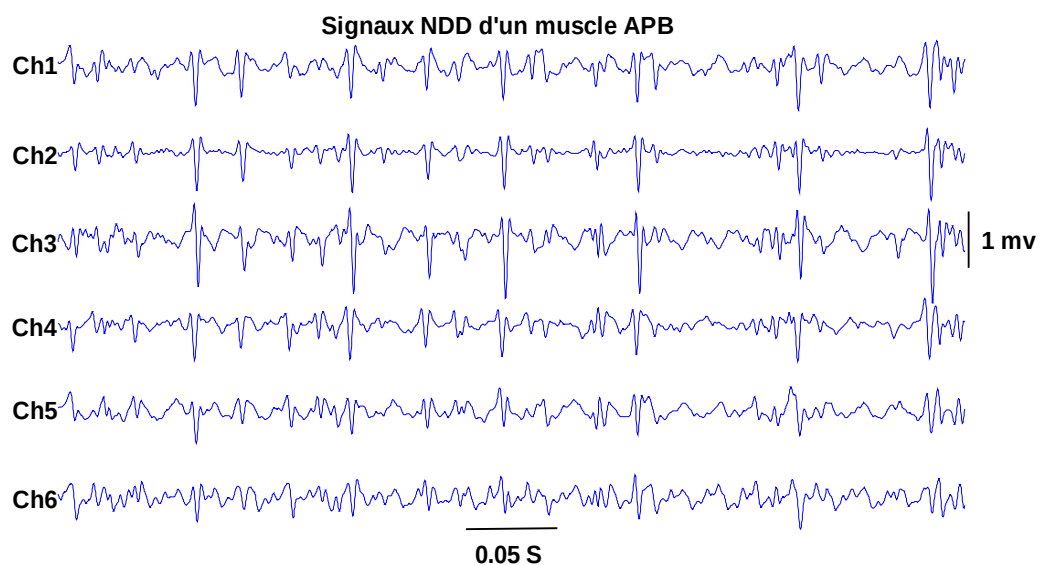


Figure 2.16. Exemple de signaux NDD fournis par un muscle APB et amplifiés 1000 fois.

2.6.4. Carte d'acquisition

Les signaux monopolaires issus de l'amplificateur principal nécessitent une numérisation avant leur traitement. Cette tâche de numérisation est assurée par la carte d'acquisition DAQCard de National Instruments (figure 2.17) qui a 12 bit de résolution et travail avec une fréquence d'échantillonnage réglable par logiciel. Nous avons pris une fréquence d'échantillonnage de 4000 Hz.



Figure 2.17. Carte d'acquisition de National Instruments.

2.7. Filtrage du signal sEMG

Il existe quatre types de bruit qui peuvent contaminer le signal sEMG : bruit ambiant, l'artefact de mouvement, l'instabilité inhérente du signal EMG, et le bruit généré dans les composants électroniques et les équipements de détection et d'enregistrement [101].

2.7.1. Filtrage de l'information non utile

L'information utile du signal sEMG est située dans la bande 20-400Hz. Dans ce sens, les signaux enregistrés ont été filtrés par trois filtres : un filtre passe haut au niveau du préamplificateur de fréquence de coupure de 1Hz ; un filtre passe bas (Bessel) à 500Hz au niveau de l'amplificateur principal et un filtre passe-bande [20-400] de Butterworth d'ordre 4 par logiciel après l'enregistrement des signaux. Ces opérations de filtrage ont permis l'élimination du bruit généré par les artefacts causé principalement par le mouvement des câbles et des électrodes qui affectent l'interface de détection entre les électrodes et la peau. L'énergie du bruit de l'artefact de mouvement d'électrodes varie de 0 à 20 Hz en fréquence. Ainsi ce bruit a été éliminé lors de l'implémentation du filtre passe-bande. L'énergie en fréquence des artefacts du mouvement de câbles peut atteindre 50Hz. Les deux sources de bruit d'artefact peuvent être réduites par une conception propre des circuits électroniques et du matériel.

L'équipement d'enregistrement et les composants électroniques génèrent un bruit électrique avec une bande de fréquences de 0 jusqu'à plusieurs de milliers de Hertz. Le problème est que ce type de bruit ne peut être éliminé totalement. Il est seulement possible de le réduire par l'utilisation de composants électronique de haute qualité.

L'instabilité inhérente du signal sEMG génère un bruit d'origine de fluctuation quasi-aléatoire d'amplitude du signal sEMG. Ce type de bruit est affecté par la nature aléatoire

de la fréquence de décharge des unités motrices. Ce bruit varie entre 0 et 20 Hz. Il est clair que ce type de bruit est éliminé par l'application du filtre passe-bande [20-400] Hz.

2.7.2. Filtrage du bruit de ligne 50 Hz

Cette source de bruit est causé par radiation électromagnétique de la ligne de secteur A/C 220V et tous appareil et composant travaillant sous cette tension comme les ampoules, les lampes fluorescentes, la transmission radio et télévision, les ordinateurs, ...etc. La fréquence dominante du bruit ambiant est de 50 Hz (60 Hz). L'implémentation d'un filtre notch (filtre coupe bande) [113] à cette fréquence élimine une portion de l'information utile contenue dans le signal sEMG et même celle des fréquences adjacentes. Comme l'énergie dominante du signal sEMG est localisée dans 50-100 Hz, l'utilisation du filtre notch est déconseillée [101].

Pour ne pas altérer l'information du signal sEMG relative à la fréquence 50 Hz, nous avons utilisé la méthode d'interpolation du spectre au point 50 Hz [113]. Cette méthode est basée sur la comparaison entre le spectre du signal à filtrer et le spectre interpolé au point 50 Hz du même signal. En effet, en retranche l'harmonique 50 Hz jusqu'à l'amplitude trouvée par l'interpolation. La figure 2.18 représente deux spectres du même signal avant et après filtrage de l'harmonique 50 Hz par interpolation du spectre. Dans ce travail, les algorithmes génétiques ont été utilisés pour trouver l'amplitude et la phase de l'harmonique 50 Hz à retrancher afin de minimiser la distance entre les deux spectres à un seuil donné basé sur l'interpolation visuelle.

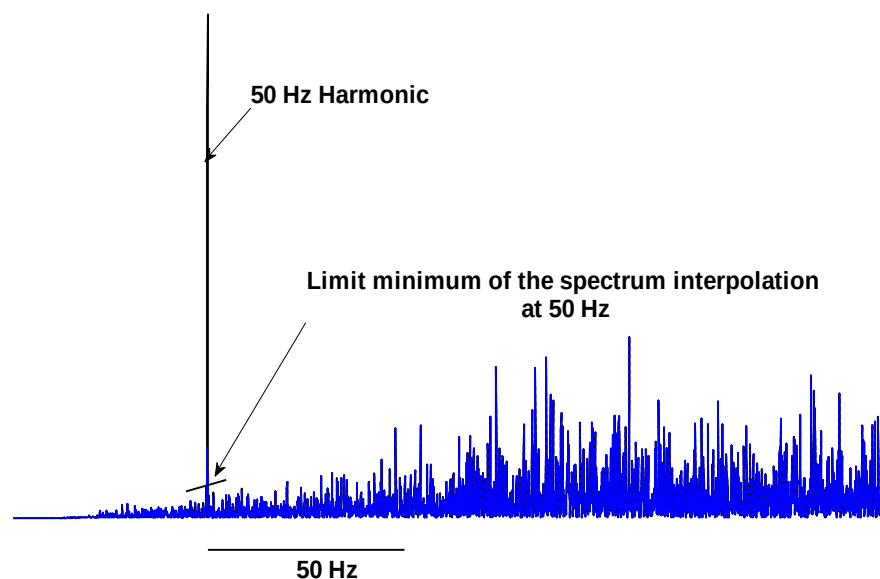


Figure 2.18. Spectres d'un signal avant et après filtrage par interpolation du spectre.

2.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les techniques d'enregistrement du signal sEMG particulièrement la technique HSR-EMG choisie pour accomplir ce travail. En effet, cette technique nous a permis de détecter l'activité électrique singulière d'une unité motrice pour pouvoir procéder à la phase de la reconnaissance du PAUM. Nous avons également décrit l'instrumentation utilisée au cours de l'enregistrement des signaux étudiés parvenant des différents muscles en question ainsi que leur prétraitement.

Chapitre 3

Reconnaissance floue du PAUM

3.1. Introduction

La morphologie du PAUM dépend principalement de ses facteurs intrinsèques et extrinsèques. Les facteurs intrinsèques sont liés aux propriétés de l'UM telles que la taille, le type de fibres (leurs diamètres et les vitesses de conduction), la densité des fibres, la dispersion des fibres, la largeur de la zone d'innervation et la dispersion des plaques motrices. Les facteurs extrinsèques sont liés aux propriétés du volume conducteur, l'emplacement relatif de l'UM par rapport à la position des électrodes et à la configuration des électrodes [7], [100], [114]. La forme et le taux de décharge du PAUM sont d'importantes sources d'information pour le diagnostic de pathologies, des troubles musculaires ou neuronales [13], [33], [115]. Dans la cadre du diagnostique, le PAUM a fait l'objet de nombreuses recherches [7], [102], [107], [116]. L'investigation de la morphologie du PAUM dans les signaux sEMG est une tâche difficile en raison de bruit et au chevauchement du PAUM en question avec d'autres PAUMs constituant le signal sEMG. De nombreuses techniques ont été utilisées pour détecter les PAUMs à partir du signal EMG en utilisant des techniques de détection d'occurrence spécifique [7], [10], [11], [19].

Un PAUM candidat, qui peut être isolé ou chevauché, peut être reconnu comme étant un PAUM isolé quand il se produit de nombreuses fois dans le signal. Cela est généralement effectué par le regroupement (clustering) dans le processus de la décomposition du signal EMG [10], [16], [33], [117]. La reconnaissance du PAUM par regroupement dépend de ses versions répétitives dans le temps lors de sa décharge. Cependant, aucune autre procédure de reconnaissance directe du PAUM isolé à partir de sa morphologie n'est possible pour les signaux sEMG.

Dans le présent travail, nous nous intéressons à la reconnaissance d'un PAUM isolé en utilisant seulement sa morphologie indépendamment de ses versions successives. Avec cette approche, nous essayons de répondre à la question suivante: Est-il possible de reconnaître un PAUM isolé à partir seulement de sa morphologie en utilisant certaine caractéristique propre? Ceci suppose que les PAUMs isolés doivent avoir une forme spécifique pour être reconnus. Cela ne peut être vrai pour tous les PAUMs isolés. Cependant, en utilisant le même filtre de détection dans la même position, certains UM auraient des PAUMs de même forme d'onde; d'autres auraient des PAUMs de différentes formes d'ondes dépendant des propriétés architecturales des UMs [7].

Selon de nombreuses études sEMG, il y a plus d'ondes bi-phasiques lorsque le filtre simple différence longitudinal (LSD) est utilisé pour la détection [100], [107]. Les ondes tri-phasiques sont généralement détectées avec le filtre double différence longitudinal (LDD) et le filtre double différence normal (NDD) appelé également filtre Laplacien [8], [100], [107], [118]. Il ressort de ces études ainsi que des études réalisées sur l'EMG intramusculaire [7], [119] que, les formes des PAUMs peuvent être regroupés dans des modèles particuliers, en fonction des propriétés architecturales des UMs et de leur site de détection.

L'isolement ou le chevauchement d'un PAUM est une question de degré i.e. un PAUM peut être totalement ou partiellement chevauché avec un certain degré. Cet aspect de l'imprécision et d'ambiguïté incite à traiter le problème de la reconnaissance du PAUM par la logique floue [120]. Dans la plupart des cas, au cours de l'utilisation des systèmes à base de logique floue, les règles sont générées par un expert humain. Cependant, dans certains cas, l'expert humain n'a pas la bonne compréhension du problème, par conséquent, les règles linguistiques pourraient être erronées. Dans de tels cas, comme dans la présente

étude, des données numériques sont nécessaires pour établir des règles par les mécanismes d'apprentissage [27], [29], [30].

L'objectif de ce chapitre est de présenter une nouvelle méthode qui permet de reconnaître si les PAUMs tri-phasiques détectés à partir des signaux EMG filtrés par le filtre NDD mono-canal [6], [102], [107] sont isolés ou chevauchés en s'appuyant sur de nouvelles caractéristiques du PAUM en utilisant un classificateur flou. A cet effet, les signaux ont été enregistrés à partir de trois muscles différents du membre supérieur droit ayant des tailles et des propriétés des UM différentes, le court abducteur du pouce (APB), le muscle premier interosseux dorsal (FDI), et le biceps brachial (BB). Le problème de la reconnaissance des PAUMs isolés/chevauchés a été considéré comme un problème de classification dans lequel les données d'entraînement ont été préparées et étiquetées par un expert à partir des signaux enregistrés. Ces données constituent les exemples d'apprentissage et de test pour le classificateur flou. Durant l'étiquetage des PAUMs, l'expert pourrait commettre des erreurs lors de la classification des PAUMs; donc on fait appel aux signaux synthétiques dans lesquels les PAUMs sont reconnus correctement, et sont utilisés comme des références pour évaluer le classificateur élaboré.

3.2. Méthodes

Pour reconnaître automatiquement les PAUMs (isolés ou chevauchés) à partir des signaux EMG filtrés par la technique de la haute résolution spatiale (HSR-EMG), les différentes étapes de traitement devaient être effectuées. La figure 3.1 montre une vue d'ensemble des étapes par lesquelles cette tâche de reconnaissance a été obtenue.

3.2.1. Sujets

Onze sujets sains ne souffrant d'aucune maladie neuromusculaire ont volontairement participé à l'enregistrement des signaux pour cette étude. Six femmes (âge: $27,4 \pm 3,64$ années, hauteur: $1,65 \pm 0,08$ m, la masse corporelle: $74,16 \pm 22,85$ kg) et cinq hommes (âge: $29,6 \pm 4,5$ années, hauteur: $1,83 \pm 0,07$ m, la masse corporelle: $85 \pm 15,8$ kg).

3.2.2. Acquisition des données et prétraitement

Pour préparer les données d'entraînement contenant les PAUMs candidats ayant une forme triphasée avec un seul pic, les signaux doivent être enregistrés à un niveau de contraction bas de telle manière que les PAUMs isolés peuvent être présents dans ces signaux. Les templates ayant plus d'un pic ont été rejetées en utilisant des règles préliminaires et ne sont pas considérées comme des PAUMs candidats. Avant toute mesure, la position des électrodes a été déterminée pour chaque muscle de manière à éviter l'effet de la zone d'innervation.

Au cours de l'expérimentation, on demande à chaque sujet d'effectuer trois fois la même contraction isométrique volontaire à un faible niveau de force. Les trois contractions sont séparées par un temps de repos de 3 minutes. Des signaux de durée 10 secondes ont été enregistrés à partir des trois muscles à l'aide de la configuration à deux dimensions 16 électrodes au cours de chaque essai (Figure 3.2). Les PAUMs claires détectés des canaux les moins bruités ont été choisis. L'utilisation du filtre NDD a été motivée par sa sélectivité et permet donc d'obtenir des PAUMs les plus isolées et les moins chevauchés [6], [23], [121].

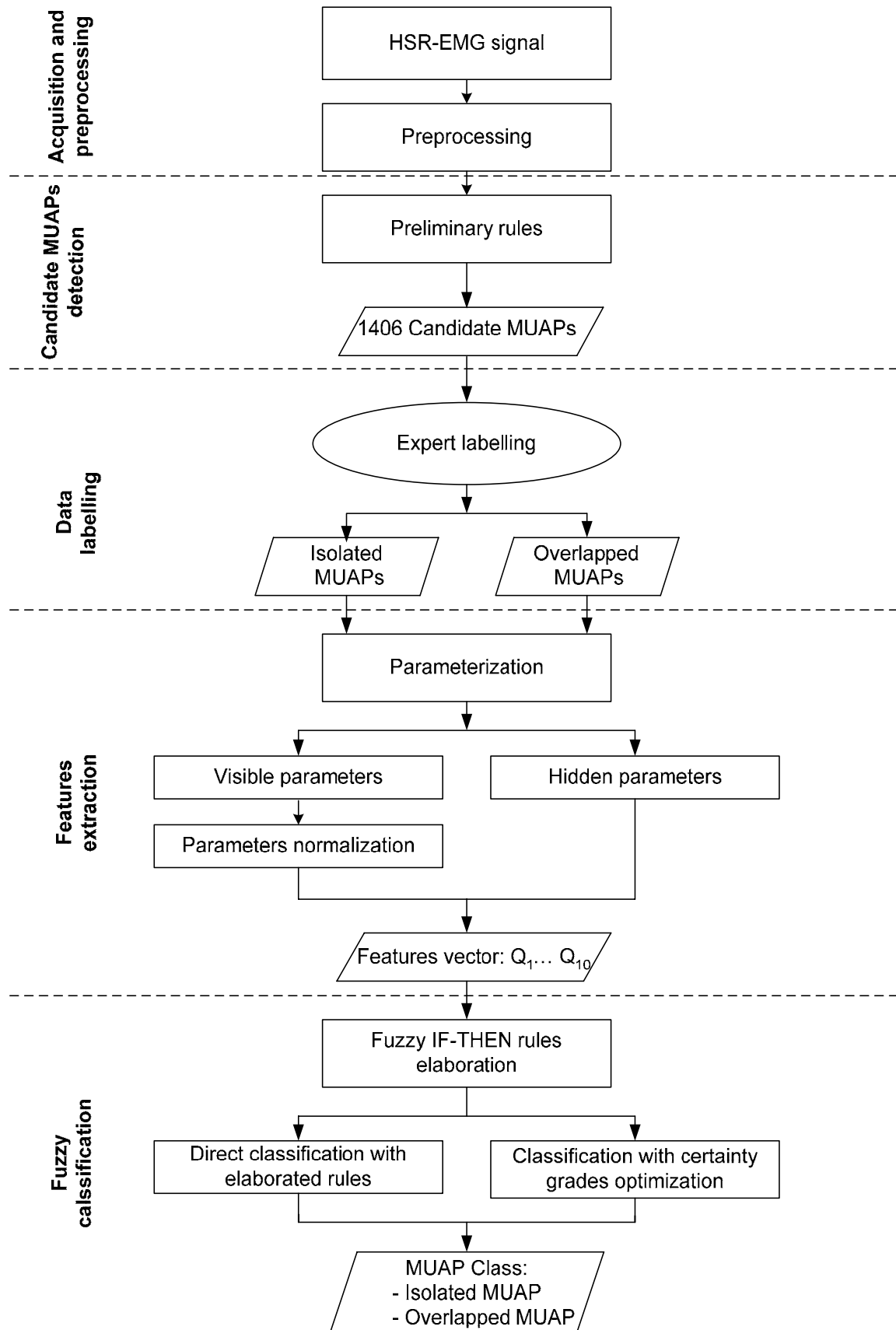


Figure 3.1. Organigramme de la méthodologie.

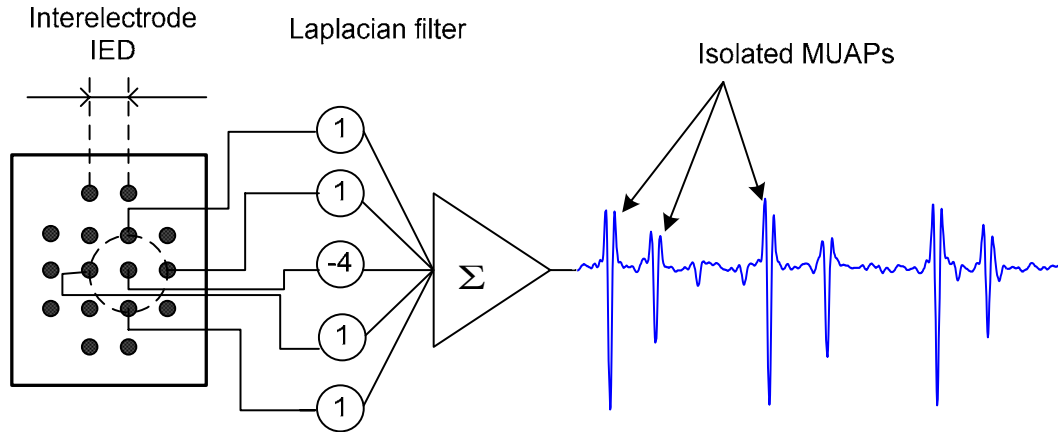


Figure 3. 2. Technique de mesure de haute résolution spatiale (HSR) utilisant 16 électrodes. Cinq électrodes pondérées constituent un NDD ou un filtre Laplacien.

La distance inter-électrodes (IED) utilisée pour les petits muscles (APB et FDI) était de 2,5 mm et pour les biceps était de 5 mm. Les conditions de mesure obéissent aux recommandations de SENIAM [96]. Les signaux ont été amplifiés par un facteur 1K (amplificateur de bande passante 20 - 400 Hz) et échantillonnés à 4 kHz en utilisant un convertisseur A/D 12 bits. La méthode d'interpolation spectrale a été utilisée pour filtrer les signaux choisis afin de diminuer l'effet de l'interférence de la ligne 50Hz.

3.2.3. Détection des PAUMs candidats

Les PAUMs candidats qui peuvent être isolées ou chevauchées constituent une base de données pour servir d'exemples d'apprentissage pour le classificateur flou ainsi que pour tester ses performances. La détection de ces PAUMs candidats a été effectuée par un algorithme basé sur des règles préliminaires qui investigate la forme tri-phasique dans le signal. Comme le PAUM isolé a une forme triphasée avec un pic principal (Figure 3.2), n'importe quel modèle (patern) d'onde tri-phasique peut être un PAUM isolé. Lorsque l'algorithme commence à balayer un signal à la recherche des PAUMs candidats, il s'arrête à chaque pic pour investiguer la template reliée à ce pic. La fonction de recherche parcourt à partir du pic principal en avant et en arrière pour atteindre le point minimum après avoir trouvé le pic positif dans les deux sens. Au cours de la phase de recherche des minimums, si un point d'inflexion est retrouvé, il sera considéré comme un point minimum. Les templates triphasées qui ne remplissent pas les règles préliminaires ne sont pas des PAUMs isolés et doivent être directement rejetées de l'ensemble des PAUMs candidats. Les templates ayant plus d'un pic seront rejetées car elles sont déjà chevauchées. L'examen de toutes les templates dans les signaux étudiés a fourni un ensemble de 1406 PAUMs candidats.

Les règles préliminaires sont fonction de certains paramètres morphologiques du PAUM candidat. Ces paramètres sont décrits dans la section 'Paramètres morphologiques visibles'. (voir tableau 1 et figure 3.4). Les règles préliminaires sont définies dans ce qui suit:

- Le pic principal doit être négatif ($P < 0$).
- Les deux pics à côté du pic principal doit être positif ($P1 > 0$ & $P2 > 0$).

- Le pic principal doit être plus grand que les deux pics positifs ($-P > \max(P1, P2)$).
- Les deux minimums des extrémités (points $m1$ ($f1$) et $m2$ ($f2$)) doivent être d'au moins un quart plus petits que les deux pics positifs.
- La différence absolue entre les deux pics positifs doit être inférieure à $3/5$ de la valeur maximale des deux pics.
- Le degré de courbure au niveau du pic principal doit être plus grand que le degré de courbure des crêtes positives.
- Les points $p1$ et $p2$ doivent être directement accessibles à partir du point p (i.e. un seul point d'inflexion doit exister entre p et $p1$ et entre p et $p2$).

Les seuils trouvés dans ces règles préliminaires ont été déterminés de manière grossière pour éliminer les PAUMs clairement chevauchés. Ces seuils sont choisis larges afin de ne pas éliminer les PAUMs isolés susceptibles. Des exemples de PAUMs chevauchés et détectés par des règles préliminaires sont représentés sur la figure 3.3.

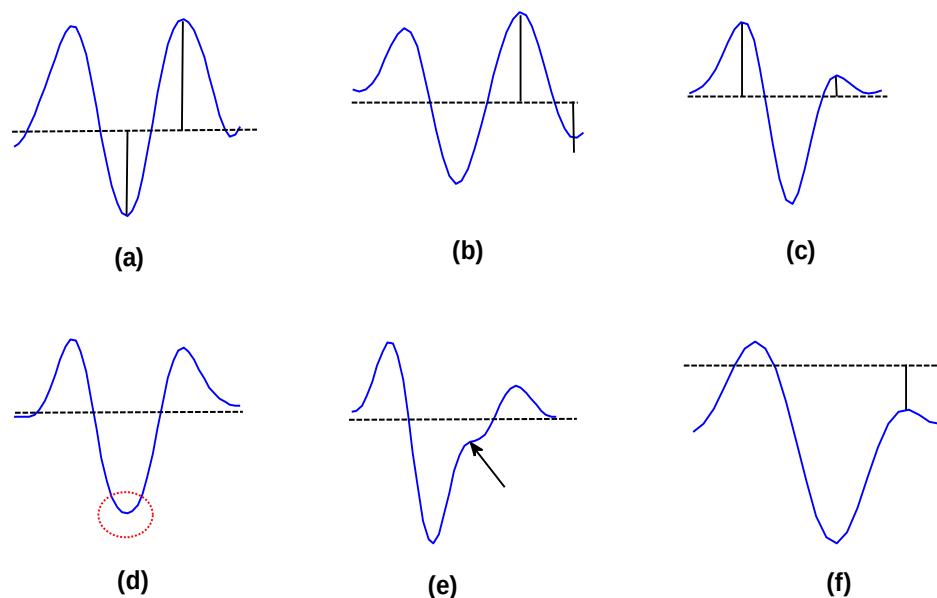


Figure 3.3. Exemple de templates en violation des règles préliminaires. (a) Pic principal est inférieur au pic positif maximal. (b) Le minimum en valeur absolue est supérieur au quart du pic positif minimal. (c) La différence entre les deux pics positifs est trop élevée. (d) La courbure du minimum est supérieure à la courbure minimum des pics positifs. (e) Le maximum droit n'est pas directement atteint. (f) Le pic droit n'est pas positif.

3.2.4. Etiquetage des données

Les 1406 PAUMs candidats détectés ont été examinés visuellement, étiquetés soigneusement par un expert et classés en deux classes: PAUMs isolés et PAUMs chevauchés. Les règles préliminaires aident l'expert à se concentrer uniquement sur les PAUMs isolées susceptibles (PAUMs candidats). Au cours de l'inspection du signal par l'algorithme basé sur les règles préliminaires dans le but de détecter des templates triphasées, des segments de durée de 250 ms à partir du signal ont été présentés consécutivement dans une fenêtre avec des templates triphasées détectées en couleur rouge (figure 3.4). L'examen de la forme de plusieurs PAUMs isolés dans les signaux simples

(constitués de un à trois PAUMs) a aidé l'expert à obtenir des connaissances sur la forme des PAUMs isolés. En outre, dans certains cas de simples signaux, l'information concernant le taux de décharge était visuellement accessible par l'expert et donc l'a utilisée pour suivre un PAUM à différents temps de son apparition et a décidé si le PAUM est isolé ou chevauché.

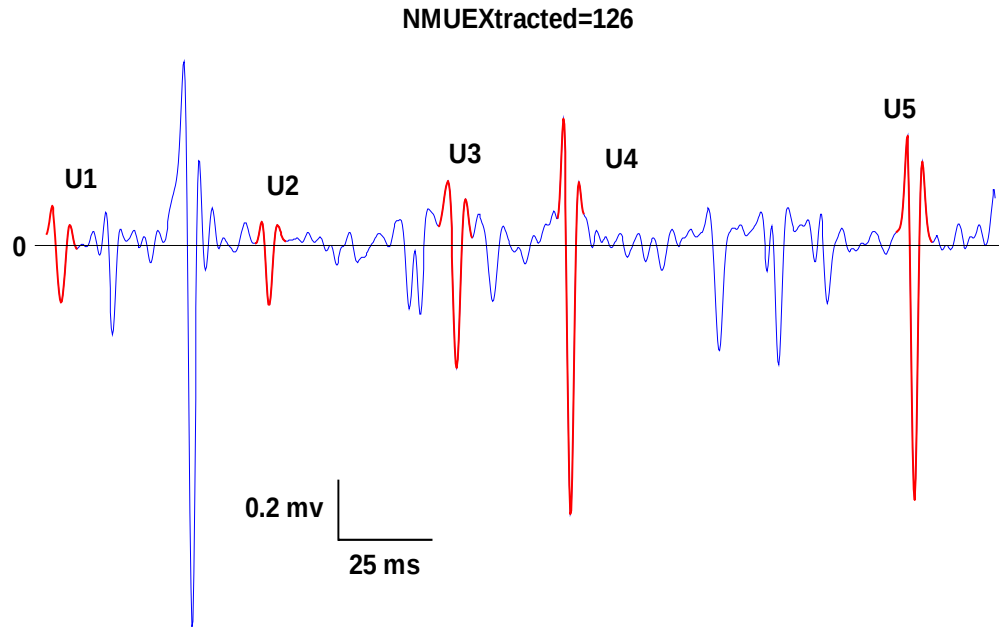


Figure 3.4. Exemple d'un segment de 250ms vue par l'expert afin d'étiqueter les PAUMs candidats. Les PAUMs candidats en rouge (U1, U2, U3, U4, U5) sont sélectionnés par les règles préliminaires

3.3. Extraction des caractéristiques

La paramétrisation permet d'obtenir des caractéristiques représentant les PAUMs candidats. Le PAUM considéré isolé est constitué principalement de la partie centrale ayant une forme tri-phasique et des extrémités inactives. Lorsque le chevauchement affecte ses extrémités, ce chevauchement est considéré comme visible. Lorsque le chevauchement se produit sans affecter la forme tri-phasique, il est considéré comme caché. Ainsi, deux types de paramètres morphologiques du PAUM candidat ont été définis: paramètres morphologiques visibles et paramètres morphologiques cachés.

3.3.1. Paramètres morphologiques visibles

La figure 3.5 représente les paramètres morphologiques visibles d'une PAUM candidat (tableau 3.1). Certains de ces paramètres ont déjà été utilisés dans [8], [13], [14], [114], [122]. Les paramètres en gras du tableau 3.1 sont des nouveaux paramètres définis par Mebarkia et al.,(2014). Pour faire face à la diversité de la morphologie du PAUM ayant différentes tailles, différentes durées et différentes situations où il se chevauche avec d'autres PAUMs, la normalisation des paramètres morphologiques visibles a été réalisée en utilisant de nouvelles caractéristiques définies dans le tableau 3.2.

Tableau 3.1

Définition des paramètres visibles (voir figure 3.5).

Paramètres	Définition
Paramètres d'amplitude	
P	Pic principal
P1	Premier pic positif
P2	Second pic positif
am1	Amplitude du premier minimum
am2	Amplitude du second minimum
amf1	Amplitude du premier point d'inflexion s'il existe
amf2	Amplitude du second point d'inflexion s'il existe
Paramètres de durée	
T1	Temps de descente, du point p1 au point p
T2	Temps de montée, du point p au point p2
t1	Temps de montée, du point m1 au point p1
t2	Temps de descente, du point p2 au point m2
tf1	Temps de montée, du point f1 au point p1 s'il existe
tf2	Temps de descente, du point p2 au point f2 s'il existe
Paramètres de courbure	
CP	Degré de courbure au point p
CP1	Degré de courbure au point p1
CP2	Degré de courbure au point p2
cm1	Degré de courbure au point m1
cm2	Degré de courbure au point m2
Paramètres de pente	
DIV1	La pente maximale du point p1 au point p
DIV2	La pente maximale du point p au point p2
div1	La pente maximale du point m1 (f1) au point p1
div2	La pente maximale du point p2 au point m2 (f2)

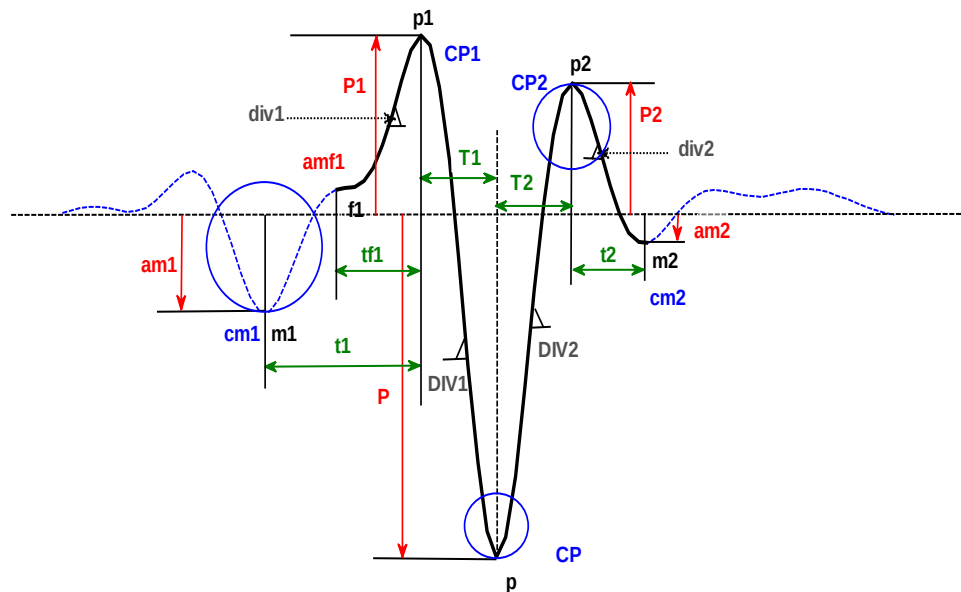


Figure 3.5. Paramètres morphologiques visibles d'un PAUM candidat détecté par le filtre NDD. [123]

Tableau 3.2

Définitions des caractéristiques visibles. [123]

Caractéristiques	Expressions
Q_1	T_1/T_2
Q_2	$\frac{\min(DIV_1 , DIV_2)}{\max(DIV_1 , DIV_2)}$
Q_3	$\frac{ P }{\max(P_1, P_2)}$
Q_4	$\frac{\min(CP_1, CP_2)}{CP}$
Q_5	$\frac{\min(P_1, P_2)}{\max(P_1, P_2)}$
Q_6	$\frac{\min(div_1, div_2)}{\max(div_1, div_2)}$
Q_7	$\max\left(\frac{cm_1}{CP_1}, \frac{cm_2}{CP_2}\right)$
Q_8	$\min\left(\frac{t_{11}}{T_1}, \frac{t_{22}}{T_2}\right)$
Q_9	$\min(rtf_1, rtf_2)$

Où :

$$t_{11} = \begin{cases} t_1 & \text{si le point d'inflection f1 n'existe pas.} \\ tf_1 & \text{si f1 existe.} \end{cases}$$

$$t_{22} = \begin{cases} t_2 & \text{si le point d'inflection f2 n'existe pas.} \\ tf_2 & \text{si f2 existe.} \end{cases}$$

$$rtf_1 = \begin{cases} \frac{t_1}{tf_1} & \text{si le point d'inflection f1 existe.} \\ 3 & \text{si le point f1 n'existe pas.} \end{cases}$$

$$rtf_2 = \begin{cases} \frac{t_2}{tf_2} & \text{si le point d'inflection f2 existe.} \\ 3 & \text{si le point f2 n'existe pas.} \end{cases}$$

3.3.2. Paramètres morphologiques cachés [123]

Un PAUM candidat ayant une forme tri-phasique n'implique pas, en cas d'extrémités inactives (pas de chevauchement) que le PAUM candidat est un PAUM isolé. Il se pourrait que le chevauchement conserve sa forme tri-phasique conduisant ainsi à une erreur d'identification. Par conséquent, un intérêt particulier doit être accordé à sa partie principale. La paramétrisation de la partie tri-phasique n'est pas directe et elle emploie les paramètres morphologiques des versions dérivées de PAUM candidat. La figure 3.6 montre les dérivées successives qui sont alternativement inversées, décalées et normalisées par rapport au minimum en utilisant l'équation ci-dessous:

$$U_i = (-1)^{i+1} \frac{PAUM^{(2i)}(n-2i)}{\min((-1)^{i+1} PAUM^{(2i)}(n))} \quad (3.1)$$

U_i représente la $i^{\text{ème}}$ version dérivée.

$PAUM(n)$ représente le PAUM comme un signal discret. L'exposant $(2i)$ représente la $(2i)^{\text{ème}}$ dérivée du PAUM. A chaque itération, la dérivée est effectuée deux fois afin d'examiner des points d'inflexions.

Une sorte de symétrie peut être observée (Figure 3.6) et évaluée par le coefficient défini ci-dessous:

$$Q_{10} = \frac{1}{6} \sum_{i=0}^5 \frac{|gs_{1i} - gs_{2i}|}{mgs_i} \quad (3.2)$$

Avec,

$$gs_{1i} = z_{1i} + dis_{1i} + div_{1i} + M_{1i} \quad (3.3)$$

$$gs_{2i} = z_{2i} + dis_{2i} + div_{2i} + M_{2i} \quad (3.4)$$

$$mgs_i = \frac{gs_{1i} + gs_{2i}}{2} \quad (3.5)$$

et $i = 0, 1, \dots, 5$.

Les paramètres des équations 3.3 et 3.4 sont les paramètres morphologiques de la $i^{\text{ème}}$ version dérivée. Ils sont représentés sur la figure 3.5 et définies dans le tableau 3.3. Le nombre des dérivées successives a été limité à 5. Le choix du numéro 5 a été sélectionné empiriquement en se basant sur l'inspection des dérivées successives d'un PAUM clairement isolé.

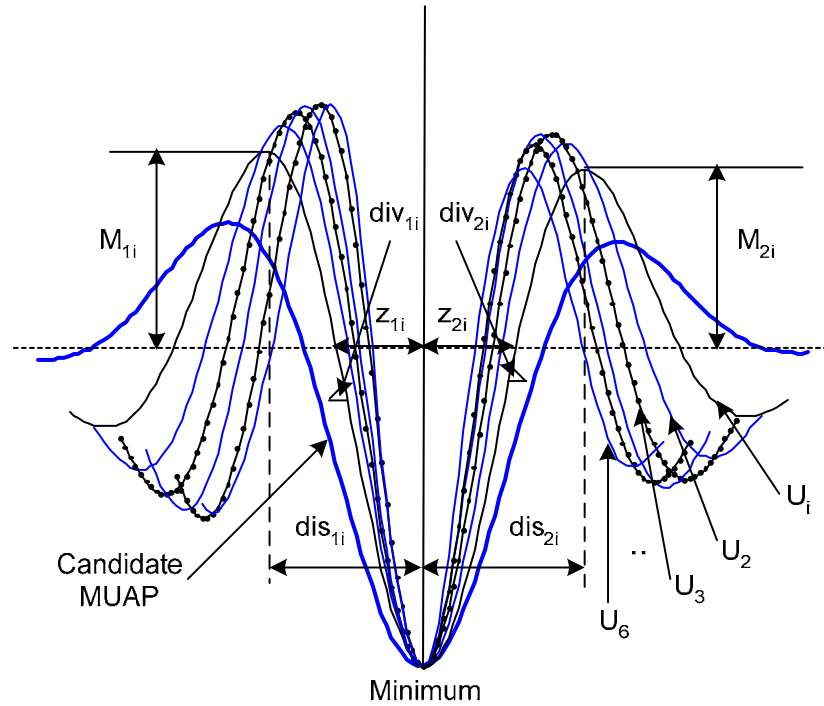


Figure 3.6. Paramètres morphologiques cachés de la $i^{\text{ème}}$ version dérivée du PAUM candidat détecté par le filtre NDD. A chaque itération la seconde dérivée est effectuée. Les versions dérivées sont décalées et normalisées par rapport au minimum et alternativement inversées. U1 est la dérivée seconde, U2 est la quatrième dérivée, U3 est la sixième dérivée et ainsi de suite. [123]

Tableau 3.3

Définition des paramètres cachés. [123]

Paramètres	Définitions
M_{1i}, M_{2i}	Premier et second pic positif de la $i^{\text{ème}}$ dérivée.
Z_{1i}, Z_{2i}	Première et deuxième durée à partir du minimum au point de passage par zéro de la $i^{\text{ème}}$ dérivée.
dis_{1i}, dis_{2i}	La première et la seconde durée à partir du minimum aux pics positifs de la $i^{\text{ème}}$ dérivée.
div_{1i}, div_{2i}	Première et seconde pente maximum entre le minimum et les pics positifs de la $i^{\text{ème}}$ dérivée.

3.4. Classification floue

Supposons m PAUMs candidats ayant les caractéristiques correspondantes $Q_p = (Q_{p1}, Q_{p2}, \dots, Q_{pd})$, $p = 1, 2, \dots, m$, comme les modèles d'entraînement à partir des 2 classes $\{C_1, C_2\}$. Pour résoudre ce problème de classification floue, les règles 'if-then' doivent être générées afin de diviser l'espace de travail en 2 zones de décision disjointes. La génération des règles à partir des données numériques est composée de deux phases: la partition floue d'un espace de modèle en sous-espaces flous et la détermination d'une règle floue 'if-then' pour chaque sous-espace flou.

Pour chaque sous-espace flou, une règle peut être formulée comme suit:

R_j : If Q_{p1} is A_{j1} and Q_{p2} is A_{j2} and ...and Q_{pd} is A_{jd}
 then the MUAP belongs to Class C_j with cg_j , $j = 1, 2, \dots, N$

Où R_j est la $j^{\text{ème}}$ règle floue du système, A_{ji} est la $i^{\text{ème}}$ terme linguistique de la $j^{\text{ème}}$ règle pour la composante Q_{pi} , C_j est la classe conséquente (i.e. une des 2 classes données), et cg_j est le taux de confiance (certainty grades) de la $j^{\text{ème}}$ règle.

Dans la figure 3.7, un exemple imaginaire du problème de classification 2-D avec des données d'entraînement (PAUMs candidats) à partir de deux classes est représenté. L'espace de travail est divisé en 9 zones floues (3^2) menant à la génération de 9 règles.

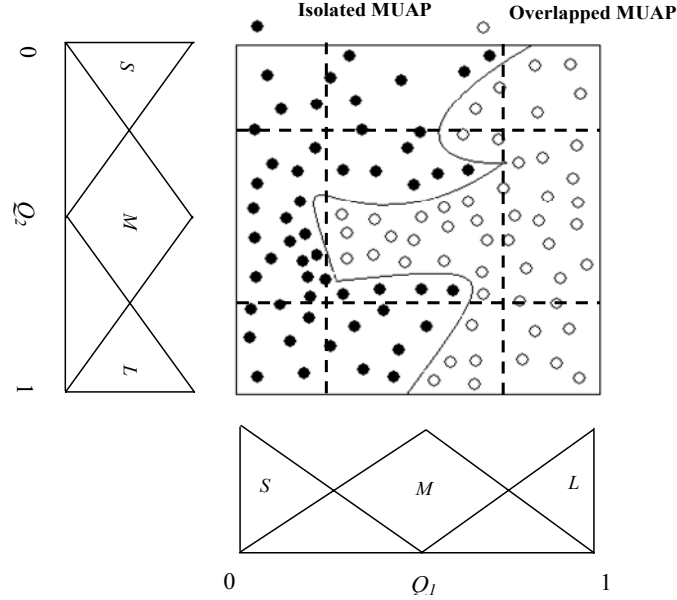


Figure 3.7. Problème de classification. La partition est fonction de la fonction d'appartenance de chaque variable.

Un exemple de ces règles est donné ci dessous:

- R_1 : If Q_1 is *Small* and Q_2 is *Small* then the MUAP is isolated with $cg_1 = 1$.
- R_2 : If Q_1 is *Medium* and Q_2 is *Small* then the MUAP is isolated with $cg_2 = 0.6$.
- R_3 : If Q_1 is *Large* then the MUAP is overlapped with $cg_3 = 1$.

Dans la première règle, tous les PAUMs candidats (7 PAUMs isolées) dans la zone correspondante sont compatibles avec la règle (i.e. $cg_1 = 1$). Mais dans la seconde règle, certains PAUMs de cette région ne sont pas compatibles avec la partie conséquente (C_1 =PAUM isolé) de la règle. Les PAUMs en question (2 PAUMs) sont chevauchés et non isolés comme l'indique la règle. C'est pourquoi le taux de confiance (0,6) est inférieur à celui du premier cas. La troisième règle a une caractéristique très importante qui est la contraction de règles i.e. si Q_1 est grand '*Large*', peu importe si Q_2 est (petit '*Small*', moyen '*Medium*' ou grand '*Large*') le PAUM est chevauché. L'utilisation du terme 'Ne vous inquiétez pas' pour la variable Q_2 conduit à la réduction du nombre de règles au nombre inférieur à celui des zones floues [124]. Il est clair que les performances d'un classificateur flou dépendent du nombre de partitions floues. Si la partition floue est trop grossière, de nombreux modèles peuvent être mal classés. Par contre, si elle est trop fine, beaucoup de règles floues ne peuvent être générées en raison du manque de données d'entraînement dans le domaine flou correspondant. Pour faire face à ce problème de compromis dans le

choix de la partition floue, les deux sont utilisées en parallèle (partition grossière et partition fine); c'est ce qu'on appelle partition distribuée introduite par Ishibuchi et ses coéquipiers [27]. Le point faible de cette méthode est le grand nombre de règles générées surtout lorsque le nombre d'éléments augmente. Après la génération de toutes les règles, dans de nombreux travaux, les règles sont optimisées par algorithmes génétiques (AG) pour obtenir des règles compactes avec des performances acceptables [29], [28], [125].

Les systèmes de classification floue basés sur la logique floue sont en mesure de traiter l'incertitude cognitive telle que l'imprécision et l'ambiguïté impliquées dans les problèmes de classification [29]. Le classificateur flou qui est basé sur les règles linguistiques 'if-then' utilisé dans ce travail est présenté dans la figure 3.8. Les règles ont une partie antécédente ('if' part) et une partie conséquente ('then' part').

Le taux de confiance associé à la règle est lié au nombre de formes (pattern) qui sont compatibles avec cette règle [27]. Afin de reconnaître un PAUM candidat, il est nécessaire d'extraire son vecteur caractéristique ($Q_1 \dots Q_{10}$). Les caractéristiques sont normalisées dans l'intervalle [0, 1] et fuzzifiées en utilisant des fonctions d'appartenance trapézoïdales pour obtenir des variables linguistiques correspondantes. Le classificateur reconnaît que le PAUM candidat est isolé ou chevauché en attribuant la classe correspondante à l'aide du raisonnement flou en sélectionnant la règle gagnante 'winner rule' qui a le produit maximal de la compatibilité et du taux de confiance.

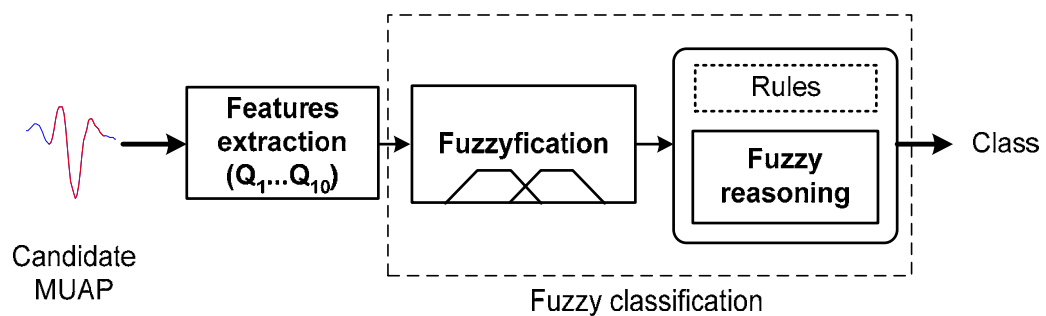


Figure 3.8. Fuzzy classificateur basé sur les règles floues 'if-then'. [123]

L'élaboration des règles est basée sur le comportement des caractéristiques dans les PAUMs isolés et chevauchés des exemples d'apprentissage. Le comportement des caractéristiques des PAUMs candidats a été étudié en examinant les variations de toutes les caractéristiques ($Q_1 \dots Q_{10}$) dans les PAUMs isolés et chevauchés des exemples d'apprentissage choisis. L'ensemble des exemples d'apprentissage est constitué des caractéristiques de 394 PAUMs candidats (229, 70 et 95 des muscles BB, APB et FDI respectivement) de trois sujets avec leurs classes correspondantes (étiquettes). Parmi les 229 PAUMs du muscle BB, 197 PAUMs candidats étaient clairement isolés et représentaient 4 UMs différentes. Les PAUMs isolées des muscles APB et FDI étaient de 11 et 33 PAUMs et représentaient au moins 6 et 8 UMs respectivement. Les PAUMs candidats restants (22, 59 et 62 PAUMs de BB, APB et FDI respectivement) ont été chevauchés avec des situations différentes. Les PAUMs candidats isolés de la même UM peuvent contenir les mêmes informations qui peuvent être portées différemment puisque le signal bruit n'est pas stationnaire. Dans tous les cas, la redondance ne serait pas un problème pour la phase d'apprentissage. Le principe d'évaluation des taux de confiance des règles, qui est basée sur des données numériques et la classification d'une nouvelle forme

(pattern) sont expliquées dans [27]. La précision de la classification a été améliorée en ajustant les taux de confiance des règles élaborées en utilisant les AG. Cette amélioration est décrite dans la section suivante.

3.4.1. Ajustement des taux de confiance par l'algorithme génétique

Il est connu que le taux de confiance affecte la précision de la classification floue [30]. Par conséquent, en ajustant les taux de confiance, les performances de classification peuvent être améliorées. Les AG [17] ont été utilisés pour sélectionner et ajuster les taux de confiance des règles afin de minimiser une fonction objectif (fitness function) qui représente le nombre de PAUMs mal classés. La fonction objective optimisée dans ce travail est calculée comme suit:

1. Soit R un ensemble de N (13) règles et P est l'ensemble de M (394) PAUMs candidats.
2. Générer un vecteur réel C_g ayant N (13) variables dans l'intervalle $[0, 1]$
3. $Fitness = 0$; // initialisation de la valeur de la fonction de fitness.
4. Pour $i = 1$ à M faire // M est le nombre de PAUMs candidats utilisés comme exemples d'apprentissage.
 $C = Class(i)$; // chaque PAUM candidat a une classe connue par l'expert.
 $Q = Features(i)$; // chaque PAUM est représenté par ses propres caractéristiques.
 $Ce = Fuzzy_classification(R, C_g, Q)$; // La classe estimée du $i^{ième}$ PAUM candidat en utilisant les règles ayant le C_g comme taux de confiance.
5. Si $Ce \neq C$ Alors
 $Fitness = Fitness + 1$;
 Fin Si
 Fin Pour

Pour des taux de confiance donnés, le système de classification classe les PAUMs candidats utilisés comme des exemples d'apprentissage et calcule ceux qui sont mal classés. Si le nombre des PAUMs mal classés reste important, l'AG continue à chercher les taux de confiance optimum jusqu'à l'obtention d'un petit nombre acceptable de PAUMs mal classés. Pour effectuer cette optimisation, le 'GA toolbox' de Matlab a été utilisé avec les caractéristiques indiquées dans le tableau 3.4.

Tableau 3.4

Caractéristiques des algorithmes génétiques (AG) utilisées dans l'optimisation.

Paramètres	Définition or valeur
Taille de population	20
Type de population	Vecteur double
Générations	50
Fraction de croisement	0.8
Fonction de croisement	dispersée
Fonction de mutation	mutation uniforme
Fonction de sélection	sélection remainder
Fonction d'échelle	Mise à l'échelle linéaire

3.4.2. Génération des signaux sEMG synthétiques

Les signaux EMG synthétiques sont très utiles pour évaluer la performance des algorithmes opérant sur les signaux EMG réels [126]. Afin d'évaluer la performance du système de reconnaissance introduit, un modèle simple pour la génération de signaux synthétiques est utilisé. Il prend en compte principalement le nombre des UM_s recrutées, leur taux de décharge, le Jitter et le bruit ajouté. Un signal EMG synthétique représente la somme des trains de PAUM_s (TPAUM_s) avec un bruit additif. Il peut être exprimé de la manière suivante [123] :

$$S(n) = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{N_i} PAUM_i(n - kT_i \pm J_{ik}) + v(n) \quad (3.6)$$

$$n = 1 \dots N$$

et

$$PAUM_i(n - x_k) = \begin{cases} 0 & \text{if } n < x_k \\ PAUM_i(n) & \text{for } n = x_k \dots L_i + x_k \\ 0 & \text{if } n > L_i + x_k \end{cases} \quad (3.7)$$

x_k is a positive integer

Où

- M nombre des UM_s actives;
- N_i nombre de $PAUM_i(n)$ apparaissant pendant la durée du signal (N);
- N durée en nombre d'échantillons du signal synthétique;
- L_i durée en nombre d'échantillons du $PAUM_i(n)$;
- T_i durée moyenne du taux de décharge de l'UM en nombre d'échantillons;
- J_{ik} jitter représentant la variabilité de la période (T_i) de l'UM_i en nombre d'échantillons à l'apparition du k^{th} $PAUM_i(n)$;
- $v(n)$ Bruit Gaussien additif.

Les PAUM_s utilisés pour générer les signaux synthétiques ont été extraits à partir des signaux détectés expérimentalement de chacun des trois muscles afin d'éviter les effets des propriétés du volume conducteur, de la taille des UM_s, le nombre des UM_s, l'emplacement et la distribution des UM_s. En agissant ainsi, les PAUM_s clairement isolés avec un bas niveau de bruit ont été choisis. Les fréquences des taux de décharge de l'UM_i correspondante ont été distribuées linéairement de 5 à 30 Hz.

Quand un ensemble d'UM_s sont activées, la plus petite est celle qui possède le taux de décharge le plus élevé. Ce modèle permet d'évaluer la classification floue par rapport aux différents nombres de PAUM_s i.e. différent degré de chevauchement entre les PAUM_s et les différents niveaux de bruit. L'ajout du bruit gaussien au signal affecte différents PAUM_s avec différents rapports signal sur bruit (SNR) en fonction de la puissance de chaque PAUM. Par conséquent, il est important de connaître le SNR à l'intérieur des différents PAUM_s et non pas dans la totalité du signal lors de l'exécution de la classification des PAUM_s. Pour cette raison, le bruit par rapport au plus petit PAUM a été ajouté aux signaux. La Figure 3.9 montre un exemple d'un signal synthétique contenant 16 PAUM_s.

Afin de montrer comment le classificateur traite les PAUMs chevauchés par rapport à son degré de chevauchement tout en écartant l'effet du bruit, la classification en six simulations synthétiques de 16 signaux chacune ont été effectuées. Cela permet d'obtenir de nombreuses et différentes situations de chevauchement. Dans trois de ces six simulations, la gamme des fréquences de décharge a été maintenue entre 5 et 30 Hz avec trois nombres différents de semence 'seed' pour obtenir différentes positions de décharge. Alors que dans les trois autres simulations, trois gammes de fréquences de décharge ont été utilisées: [8 33] Hz, [10 40] Hz et [15 45] Hz respectivement.

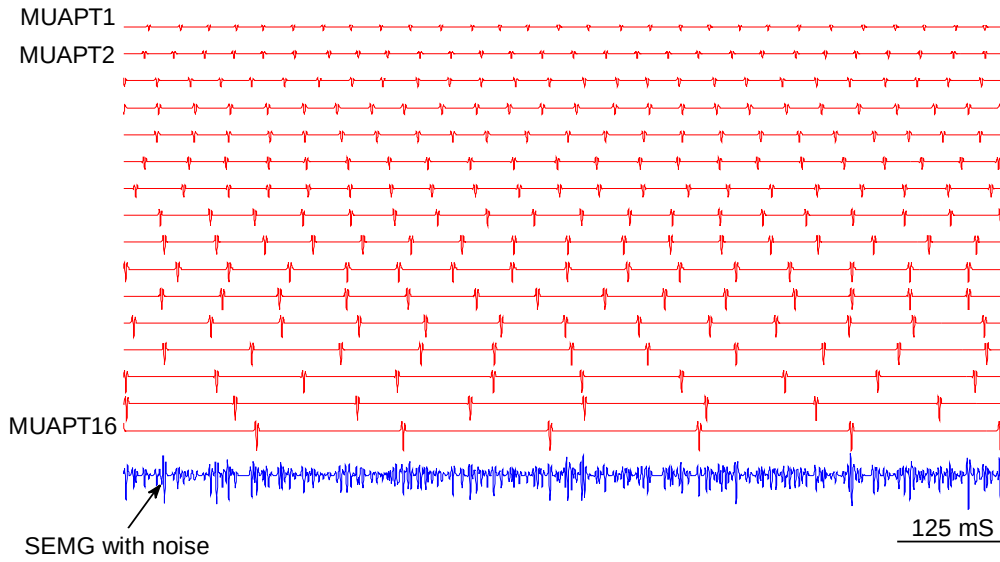


Figure 3.9. Exemple d'un signal SEMG synthétique avec 16 TPAUMs. [123]

3.4.3. Complexité des signaux [123]

Pour obtenir des informations sur le degré de chevauchement entre les PAUMs aussi bien dans les signaux réels que dans les signaux synthétiques, un index (Idx) qui représente la quantité des templates triphasés par rapport au nombre total des templates dans le signal en termes d'énergie a été défini.

$$Idx = 1 - \frac{E_T}{E_S - E_{ins}} \quad (3.8)$$

Où

E_T énergie des templates triphasées (PAUMs candidats);

E_S énergie du signal (énergie totale);

E_{ins} énergie de tous les segments inactifs dans le signal.

Les segments inactifs représentent la partie silencieuse du signal ont été déterminés par un seuil en amplitude donné de manière interactive par l'expert pour chaque signal séparément. Plus les PAUMs chevauchés se présentent dans le signal, plus la valeur de Idx se rapproche de 1 et plus le signal est complexe. Le rapport signal sur bruit a également été estimé, en se basant sur les segments inactifs détectés, et a été considéré comme un facteur influençant la complexité du signal.

3.5. Evaluation du chevauchement du PAUM

Les PAUMs dans les signaux synthétiques sont connus avec précision s'ils sont isolés ou chevauchés. En cas de chevauchement, il est très important de savoir comment le classificateur reconnaîtrait les PAUMs chevauchés par rapport à leurs degrés de chevauchement. Tant que le classificateur traite un seul PAUM candidat, il serait préférable d'évaluer chaque PAUM chevauché séparément en fonction de son propre chevauchement.

De la figure 3.10, les PAUMs U_1 et U_2 ne devraient pas être vus par le classificateur comme s'ils ont le même degré de chevauchement. En effet, si U_1 aurait moins d'amplitude, le degré de chevauchement dans U_2 serait bas et U_2 serait reconnu comme isolé, mais le degré de chevauchement dans U_1 serait plus élevé et U_1 serait vu comme chevauché. En s'appuyant sur ce contexte, un degré de chevauchement d'un PAUM chevauché donné a été basé sur deux paramètres. Le premier représente combien le PAUM est chevauché dans le temps; le second représente combien le PAUM est chevauché en amplitude. Ainsi le degré de chevauchement d'un PAUM devient un paramètre à deux dimensions (2D) représentant un rapport en temps et un rapport en amplitude. [123]

Le rapport en temps (RT) du $i^{\text{ème}}$ PAUM chevauché a été défini comme suit:

$$RT_i = \frac{\sum_{j=1; j \neq i}^M LO_{ij} - \sum_{j=1}^{M-1} \sum_{\substack{k=j+1 \\ j \neq i, k \neq i}}^M LO_{jk}}{LN_i} \quad (3.9)$$

Où LO_{ij} est la longueur du chevauchement (durée en échantillons) entre le $i^{\text{ème}}$ PAUM et le $j^{\text{ème}}$ PAUM. LN_i est la longueur (durée) du $i^{\text{ème}}$ PAUM (voir Figure 3.10). Ce rapport (RT) prendra la valeur 1 lorsque tous les échantillons du $i^{\text{ème}}$ PAUM sont chevauchés.

Le rapport en amplitude (RE) du $i^{\text{ème}}$ PAUM chevauché a été défini comme:

$$RE_i = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{LN_i} (SO_i(n) - U_i(n))^2}{E_i}} \quad (3.10)$$

Où U_i est le $i^{\text{ème}}$ PAUM, SO_i est le segment de chevauchement correspondant au même intervalle de définition de U_i , et E_i est l'énergie du PAUM U_i . La racine carrée du rapport énergétique rend RE un rapport d'amplitude par rapport à l'amplitude de U_i . A titre d'exemple, si U_1 et U_2 sont totalement chevauchés et $U_1 = 2U_2$ alors $RE_1 = 0,5$ et $RE_2 = 2$. Dans la même situation et quand $U_1 = U_2$ alors $RE_1 = RE_2 = 1$. (Voir figure 3.10)

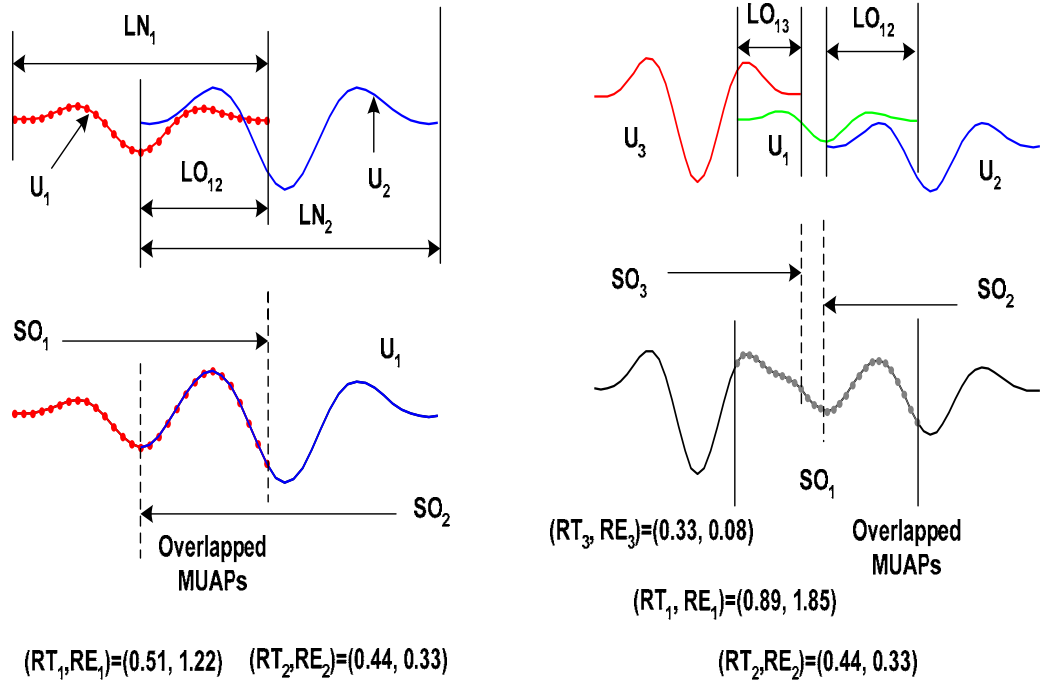


Figure 3.10. Exemple de deux et de trois PAUMs chevauchés avec leur degré de chevauchement 2D évalué par les quotients de temps et d'énergie (voir Eq 3.9, Eq 3.10 et le texte pour plus d'explication). [123]

3.6. Résultats

3.6.1. Coefficient de symétrie

Dans ce travail, les paramètres morphologiques cachés sont proposées pour déceler le chevauchement caché. En tant qu'un nouveau concept, les dérivées successives des PAUMs candidats tri-phasiques ont été calculées pour révéler le chevauchement caché (Figure 3.11).

Les dérivées successives d'un PAUM isolé ont une caractéristique importante: entre deux points extremums adjacents dans chaque dérivée successive, il y a un seul point d'inflexion (Figure 3.11a). Cette caractéristique est à l'origine de la préservation de la forme tri-phasique le long des dérivées successives. Par contre, les dérivées successives d'un PAUM chevauché ne possèdent pas cette caractéristique. Même si la forme initiale d'un PAUM chevauché est tri-phasique, après quelques dérivées successives, plusieurs points d'inflexion apparaissent et la forme n'est plus tri-phasique (voir Figure 3.11b). Les symboles carrés dans la quatrième dérivée indiquent trois points d'inflexion entre les deux points extremums de ce segment. Ces points d'inflexion causent plus de points extremum dans la sixième dérivée. Les dérivées successives peuvent être présentées ensemble dans un groupe en utilisant l'équation 3.1. Les figures 3.11a1 et 3.11b1 représentent le groupe de dérivées successives du PAUM isolé et du PAUM chevauché de la figure 3.11a et de la figure 3.11b respectivement. Une symétrie claire peut être observée dans le cas d'un PAUM isolé (Figure 3.11a1), alors que moins de degré de symétrie est noté dans le cas d'un PAUM chevauché (Figure 3.11b1). Cette symétrie est évaluée par l'intermédiaire du coefficient de symétrie Q_{10} (Eq. 3.2).

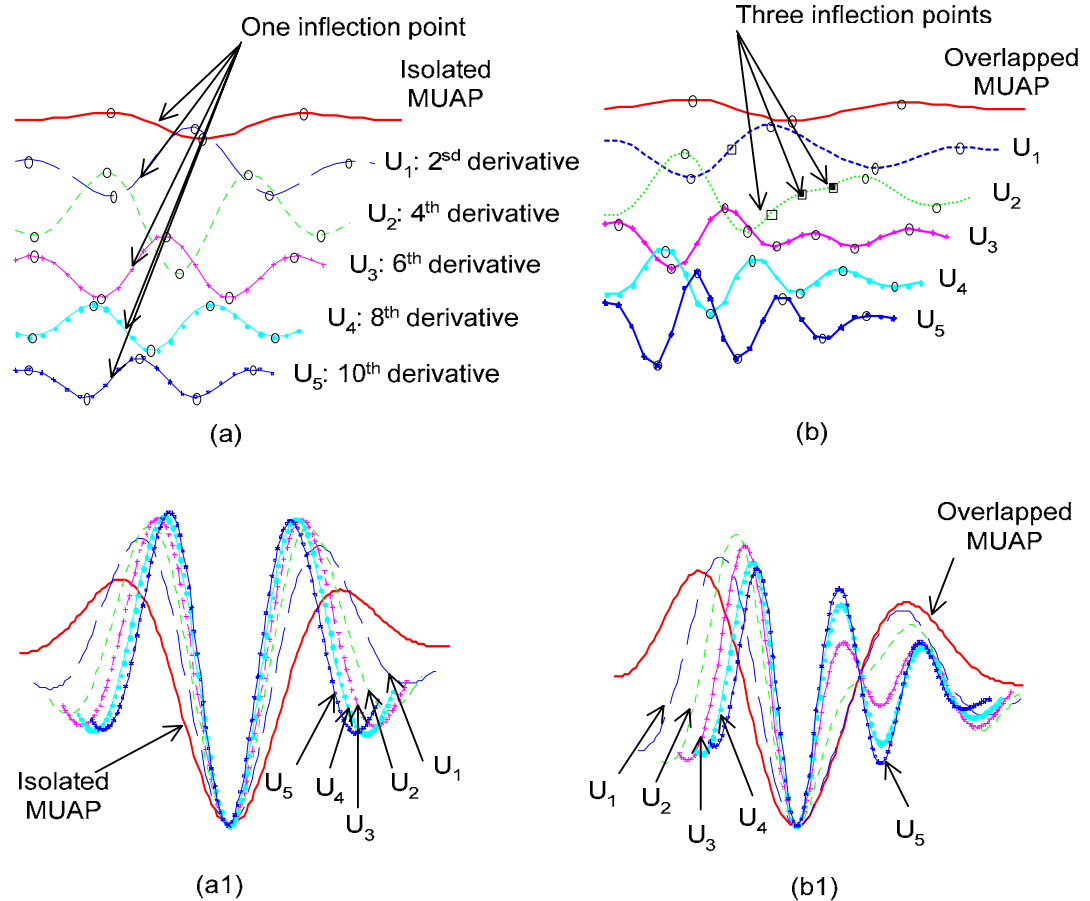


Figure 3.11. Le principe des dérivées successives. (a) Les dérivées successives d'un PAUM isolé. (b) Les dérivées successives d'un PAUM chevauché. (a1), (b1) Illustrations de la symétrie et de la dissymétrie dans les dérivées successives groupées correspondantes à (a) et (b) respectivement (o: points extremum; □: points d'inflexion). [123]

La figure 3.12 montre des exemples de différents PAUMs avec leurs dérivées successives dans le cas d'isolement (Figure 3.12a, 3.12b et 3.12c) et de chevauchement (Figure 3.12a1, 3.12b1 et 3.12c1) avec leurs valeurs de Q_{10} correspondantes. Il est clair que les valeurs de Q_{10} des PAUMs isolés sont plus petites que celles des PAUMs chevauchés. Les rectangles en pointillés sur la figure 3.12a1 et 3.12b1 indiquent le côté où le PAUM n'est pas chevauché. Cette localisation de la partie sans chevauchement dans le PAUM est basée sur la caractéristique "ayant un point d'inflexion" décrite auparavant. Le PAUM dans la Figure 3.12c1 est chevauché dans les deux côtés.

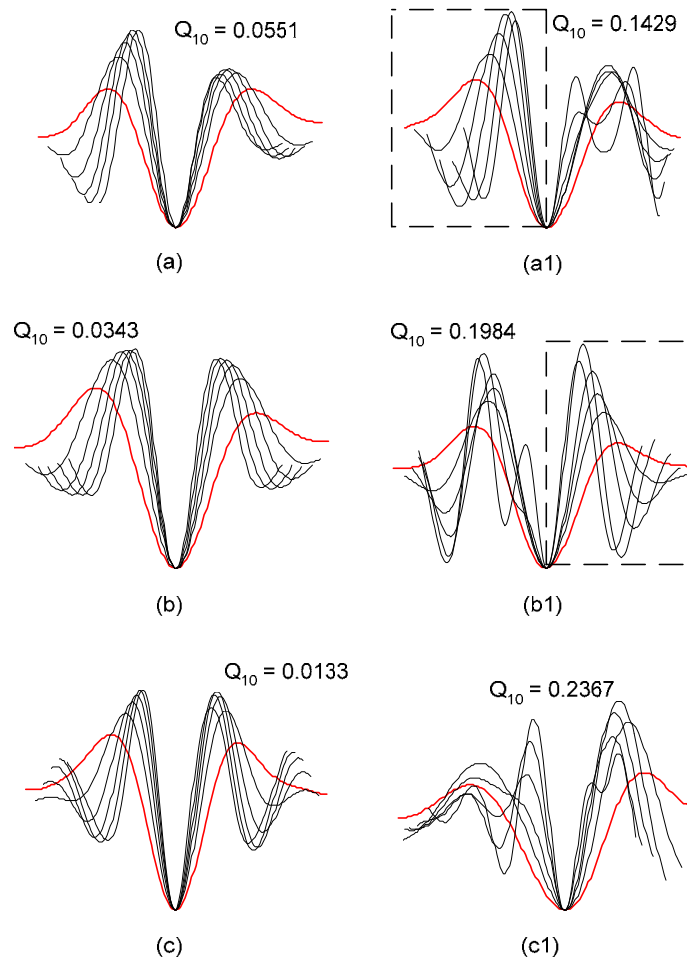


Figure 3.12. Trois paires d'exemples de PAUMs isolés (a, b et c) et chevauchés (a1, b1 et c1) des trois muscles avec des valeurs de Q_{10} indiquées. Les rectangles en pointillés indiquent les côtés où les PAUMs ne se chevauchent pas. Les modèles en rouge représentent les PAUMs candidats initiaux. [123]

3.6.2. Elaboration des règles floues ‘if-then’

La figure 3.13 représente le comportement des caractéristiques ($Q_1 \dots Q_{10}$) dans les PAUMs isolés et chevauchés en juxtaposition. Les lignes en pointillés permettent l'obtention du nombre de variables linguistiques (fuzzy partition) pour chaque caractéristique. Les règles et leur nombre dépendent de la partition floue et le comportement de la caractéristique correspondant à la partition. A titre d'exemple, les règles suivantes peuvent être dérivées à partir du comportement de Q_1 et de sa partition.

Si Q_1 est petit alors le PAUM est chevauché.
Si Q_1 est grand alors le PAUM est chevauché.

En se basant sur le même principe, les règles de reconnaissance du PAUM indiquées dans le tableau 3.5 ont été élaborées. Les taux de confiance correspondants ont été calculés en s'appuyant sur les exemples d'apprentissage. Les caractéristiques de fuzzification sont fondées sur des fonctions d'appartenance de forme trapézoïdale. Elles sont définies à partir de la partition des caractéristiques et sont représentées sur la figure 3.14.

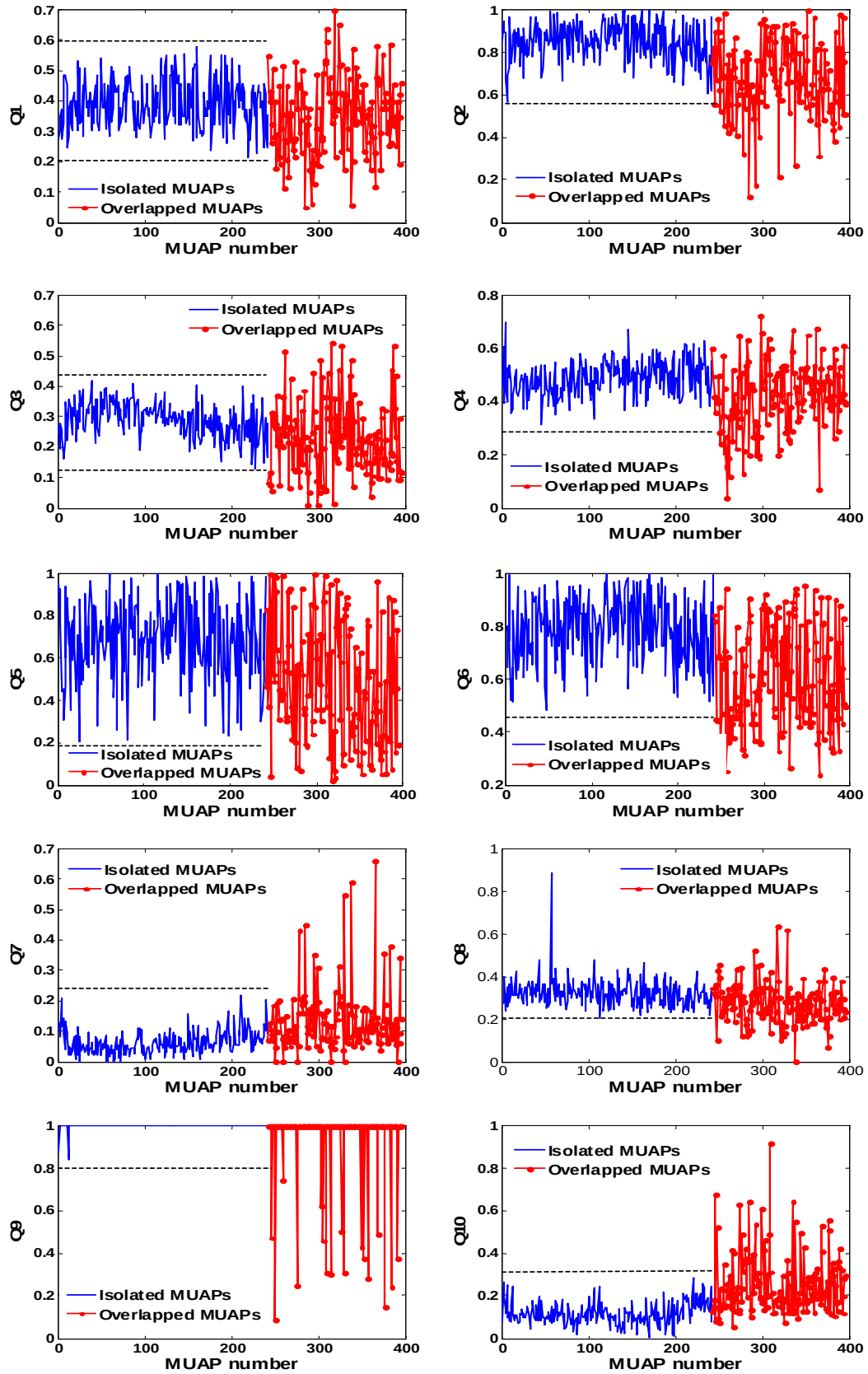


Figure 3.13. Comportement des caractéristiques des PAUMs candidats. Les lignes pointillées sont positionnées manuellement pour distinguer entre les PAUMs isolés et les PAUMs chevauchés [123].

Tableau 3.5
Règles élaborées.

Règles	Partie antécédente If	Partie conséquente Then	Taux de confiance Cg
R ₁	Q ₁ Petit	PAUM chevauché	0.6889
R ₂	Q ₁ Grand	PAUM chevauché	0.0533
R ₃	Q ₂ Petit	PAUM chevauché	0.8579
R ₄	Q ₃ Petit	PAUM chevauché	0.8732
R ₅	Q ₃ Grand	PAUM chevauché	0.3837
R ₆	Q ₄ Petit	PAUM chevauché	0.5722
R ₇	Q ₅ Petit	PAUM chevauché	0.8453
R ₈	Q ₆ Petit	PAUM chevauché	0.9323
R ₉	Q ₇ Grand	PAUM chevauché	0.8660
R ₁₀	Q ₈ Petit	PAUM chevauché	0.4610
R ₁₁	Q ₉ Petit	PAUM chevauché	0.9505
R ₁₂	Q ₁₀ Grand	PAUM chevauché	0.8347
R ₁₃	Q ₁ Moyen et Q ₂ Grand et Q ₃ Moyen et Q ₄ Grand et Q ₅ Grand et Q ₆ Grand et Q ₇ Moyen et Q ₈ Grand et Q ₉ Grand et Q ₁₀ Petit	PAUM isolé	0.8708

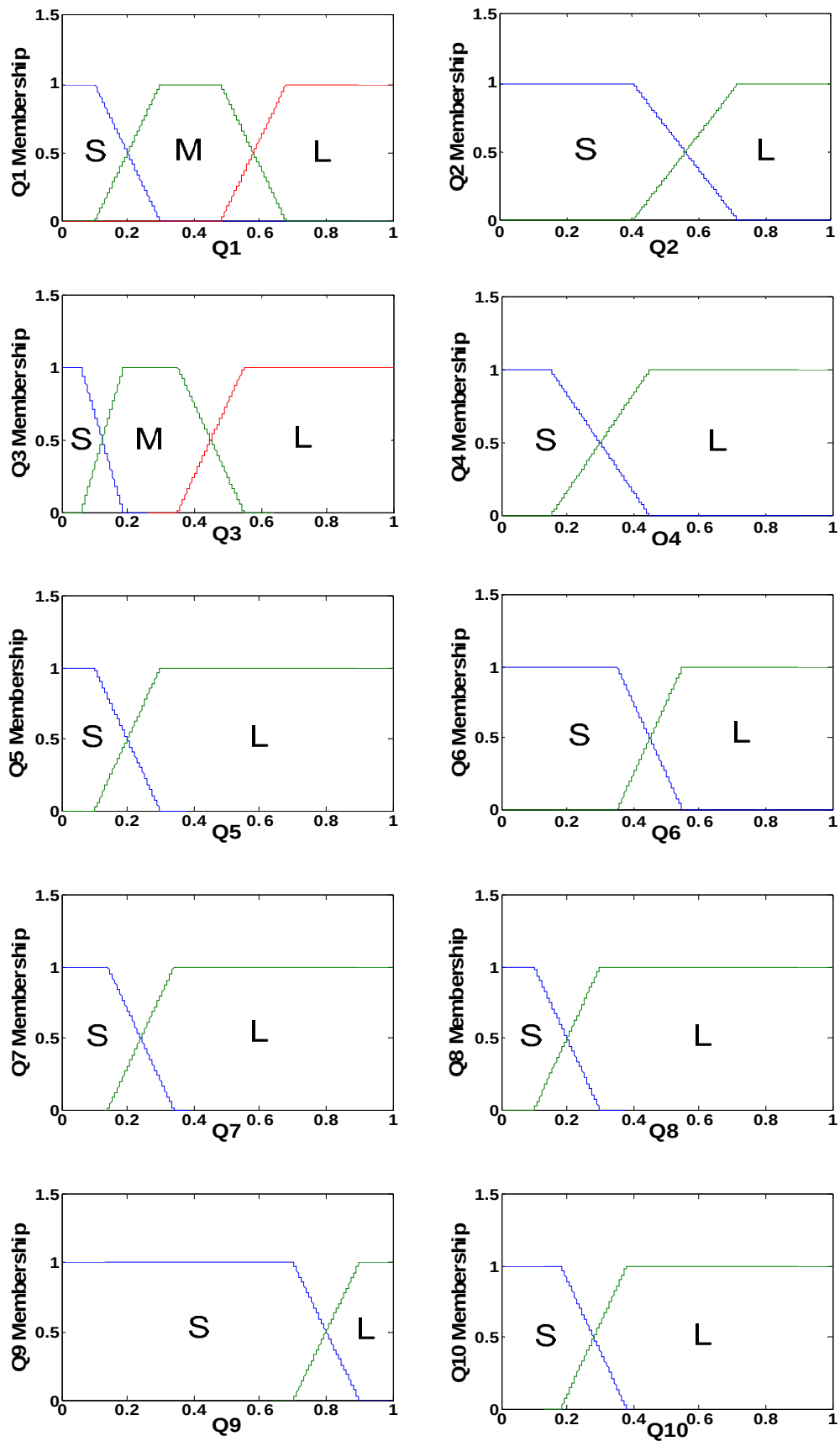


Figure 3.14. Fonctions d'appartenance pour les caractéristiques normalisées. Small (S), Medium (M), Large (L) sont les valeurs linguistiques correspondantes. [123]

3.6.3. Classification des PAUMs candidats sans ajustement des taux de confiance

Le tableau 3.6 présente les résultats de la classification en utilisant les règles élaborées auparavant (Tableau 3.5). La performance de classification dans le cas du muscle FDI est la plus mauvaise par rapport à celles des autres muscles évaluée avec une erreur relative de 8,96%. Les performances de classification en cas du muscle APB et le muscles BB sont similaires. Le nombre total des PAUMs candidats a été classé avec une erreur relative totale (*TE*) de 4,97% qui est un très bon résultat. La présentation des résultats du tableau 3.6 n'a pas été faite délibérément mais dépend de la qualité des signaux détectés par les différents muscles des différents sujets. Comme exemple, le signal donné par le muscle APB du sujet 1 n'était pas de bonne qualité i.e. aucun PAUM candidat n'a été pris pour cette classification.

Tableau 3.6

Résultats de classification des PAUMs candidats en utilisant le classificateur flou sans ajustement des règles. a) résultats du muscle APB pour 10 sujets. b) résultats du muscle DFI pour 3 sujets. c) les résultats du muscle BB pour 4 sujets. d) résultat de classification totale de tous les PAUMs candidats. (*NMU*: le nombre de PAUMs à classer; *NCMU*: le nombre de PAUMs correctement classés; *Err*: le taux d'erreur d'une mauvaise classification i.e. erreur relative de classification; lignes en gras indiquent les PAUMs candidats qui ont été pris comme exemples d'apprentissage; (*SNR* représente le rapport signal sur bruit de la totalité du signal correspondant, *Idx* représente l'index de complexité défini en Eq. 3.8).

(a)						(b)					
Sujets	<i>Idx</i>	<i>SNR(dB)</i>	<i>NMU</i>	<i>NCMU</i>	<i>Err%</i>	Sujets	<i>Idx</i>	<i>SNR(dB)</i>	<i>NMU</i>	<i>NCMU</i>	<i>Err%</i>
2	0.73	17.02	99	93	6.06	1	0.85	14.42	53	49	7.54
3	0.75	15.09	70	68	2.85	3	0.67	17.53	64	58	9.37
4	0.49	18.85	41	40	2.43	7	0.75	15.85	95	86	9.47
5	0.76	14.96	65	62	4.61	Total			212	193	8.96
6	0.7	16.23	104	97	6.73						
7	0.74	18.81	104	102	1.92						
8	0.91	14.34	36	36	0						
9	0.76	14.88	108	103	4.62						
10	0.63	14.87	29	29	0						
11	0.85	14.1	44	42	4.54						
Total			700	672	4						

(c)					
Sujets	<i>Idx</i>	<i>SNR</i>	<i>NMU</i>	<i>NCMU</i>	<i>Err%</i>
1	0.2	15.97	131	124	5.34
3	0.54	15.28	66	59	10.6
4	0.26	19.82	229	222	3.05
7	0.75	16.65	68	66	2.94
Total			494	471	4.65

(d)		
<i>TNMU</i>	<i>TNCMU</i>	<i>TE %</i>
1406	1336	4.97

3.6.4. Classification des PAUMs candidats avec ajustement des taux de confiance

Les AG ont été utilisés pour ajuster les taux de confiance des règles afin de minimiser les PAUMs mal classés. A cet effet, treize variables représentant les taux de confiance de treize règles ont fait l'objet du processus d'optimisation. La figure 3.15 montre le processus d'optimisation de la fonction fitness. Les taux de confiance optimaux correspondants trouvés après l'optimisation sont $\{0,571, 0,1457, 0,1906, 0,7681, 0,7295, 0,6275, 0,2804, 0,9931, 0,0441, 0,6142, 0,3011, 0,2338, 0,7559\}$ présentés dans l'ordre chronologique des règles.

La classification des PAUMs candidats utilisant les nouvelles règles (avec les nouveaux taux de confiance trouvés après optimisation) conduit à de nouveaux résultats présentés dans le tableau 3.7. Il est clair que la performance du classificateur a augmenté. L'erreur relative totale de la classification des PAUMs est de 2,2% ce qui correspond à un taux de classification de 97,8%.

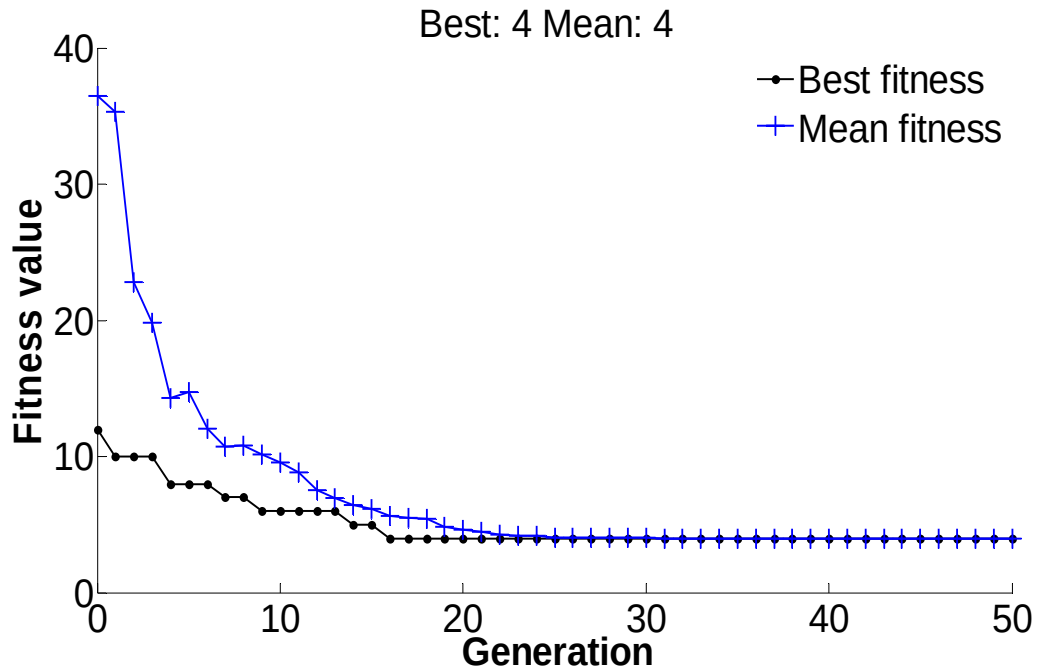


Figure 3.15. L'optimisation de la fonction fitness. Les valeurs meilleures et moyennes de la fonction fitness à chaque génération [123].

Tableau 3.7

Résultats PAUMs candidats de classification en utilisant le classificateur flou avec ajustement de règles. a) les résultats du muscle ABP dans 10 sujets. b) les résultats du muscle FDI pour les trois sujets. c) les résultats du muscle BB dans 4 sujets. d) résultat de la classification totale de tous les PAUMs candidats. (NMU: le nombre de PAUMs à classer; NCMU: le nombre de PAUMs correctement classés; Err: le taux d'erreur d'une mauvaise classification i.e. erreur relative de classification; lignes en gras indiquent les PAUMs candidats qui ont été pris comme exemples d'apprentissage). Les valeurs Idx et SNR sont les mêmes que dans le tableau 3.6.

(a)				(b)			
Subjects	NMU	NCMU	Err%	Subjects	NMU	NCMU	Err%
2	99	95	4.04	1	53	51	3.77
3	70	69	1.42	3	64	61	4.68
4	41	40	2.43	7	95	93	2.1
5	65	64	1.53	Total	212	205	3.3
6	104	103	0.96	(c)			
7	104	102	1.92	Subjects	NMU	NCMU	Err%
8	36	35	2.77	1	131	129	1.52
9	108	105	2.77	3	66	62	6.06
10	29	28	3.44	4	229	228	0.43
11	44	43	2.27	7	68	67	1.47
Total	700	684	2.28	Total	494	486	1.61
(d)							
TNMU	TNCMU	TE %					
1406	1375	2.2					

3.7. Importance des caractéristiques dans la classification

Afin de connaître l'importance de chaque caractéristique dans le classificateur flou en se basant sur les règles de mise à jour (règles optimisées), la classification de toutes les données a été effectuée sans la caractéristique dont l'importance est la cible. Le tableau 3.8 présente les erreurs totales de classification des PAUMs candidats sans les caractéristiques correspondantes. Les caractéristiques Q_3 , Q_{10} et Q_9 se sont avérées les plus influentes, car elles émanent les plus grandes erreurs de classification. L'absence de Q_2 dans le système de classification a le plus petit effet sur les résultats. En effet, une erreur de 2,91% a été obtenue en utilisant les caractéristiques Q_1 , Q_3 , $Q_4, \dots, Q_{10}$ sans le paramètre Q_2 par contre l'utilisation de toutes les caractéristiques et compris Q_2 , l'erreur a été de 2,2% (Tableau 3.7). Ainsi, la caractéristique Q_2 est la moins importante relativement aux PAUMs candidats étudiés.

Tableau 3.8

Importance des caractéristiques. L'erreur relative totale (TE) de classification sans prendre en considération les caractéristiques indiquées.

Sans la caractéristique	Q_1	Q_2	Q_3	Q_4	Q_5	Q_6	Q_7	Q_8	Q_9	Q_{10}
TE %	3.62	2.91	9.10	3.34	3.41	4.4	2.48	5.83	6.11	7.25

Un exemple de la relation entre les caractéristiques deux par deux (Q_1 avec Q_4 et Q_1 avec Q_2) et la façon dont elles sont liées à la décision de la classification est représenté dans la figure 3.16. La région du PAUM isolé/chevauché est déterminée alors que les autres caractéristiques ont été fixées avec des valeurs qui n'affectent pas la classification (valeurs d'un PAUM isolé). On voit clairement que la région de décision n'est pas rectangulaire.

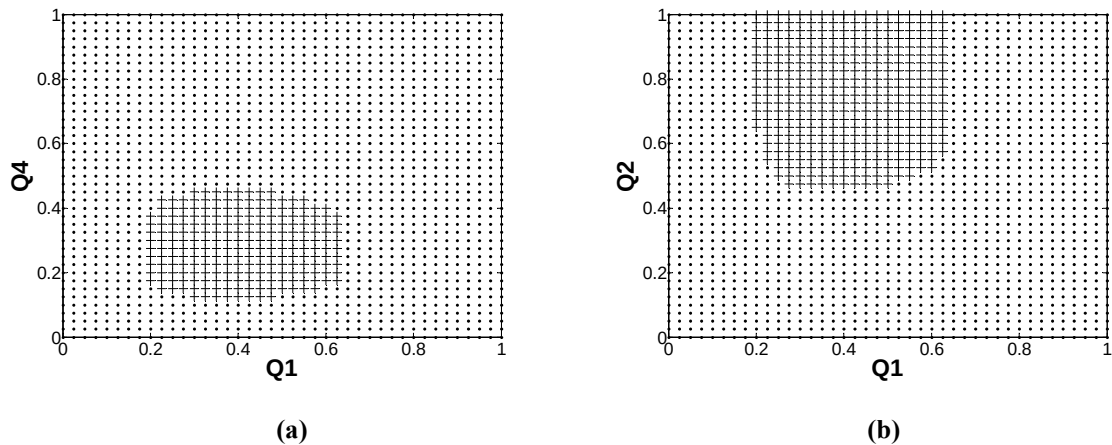


Figure 3.16. Relation isolée entre a) Q_1 et Q_4 b) Q_1 et Q_2 . Régions marquées '+' sont référées au PAUM isolé, les autres régions pour le PAUM chevauché.

3.8. Classification des PAUMs candidats des signaux synthétiques

Tableau 3.9a représente les résultats de la classification des différents PAUMs candidats trouvés dans les signaux synthétiques de durée 10 secondes avec un nombre différent de TPAUMs et différents niveaux de bruit à partir du classificateur flou avec les règles optimales. Les résultats sont présentés en termes d'erreur relative pour les PAUMs isolés (Er_1) et les PAUMs chevauchés (Er_0).

Comme les erreurs relatives de la classification dépendent du nombre de PAUMs candidats détectés dans chaque signal (tableau 3.9a), des erreurs peuvent être source de confusion et la performance doit être calculée par rapport à tous les PAUMs candidats dans tous les signaux. Ceci augmente le nombre des PAUMs candidats et ainsi rend le calcul de la performance plus précis. Dans ce contexte, la performance a été calculée en termes de détection et de probabilité de fausses alarmes (tableau 3.10). Les gammes de SNR des différents PAUMs candidats trouvés dans ces signaux synthétiques étudiés du tableau 9a sont présentées dans le Tableau 3.9b.

En absence de bruit ($SNR = \infty$ dB), le classificateur a reconnu tous les PAUMs isolés. Les performances de reconnaissance commence à diminuer avec la diminution du niveau de bruit et atteint une erreur de classification acceptable de 4% à un niveau de bruit de 20 dB correspondant à une probabilité de détection de 0,96. Lorsque le bruit commence à être grand (15 et 10 dB), la performance de classification des PAUMs isolés diminue considérablement (20,36% et 35,95 %).

Tableau 3.9

Résultats de classification dans les signaux synthétiques. a) erreur de classification (en %) des PAUMs isolés (Er_I) et des PAUMs chevauchés (Er_0) en fonction du nombre de TPAUM, du rapport SNR dans les PAUMs et de l'index de complexité du signal (Idx). b) Plage de SNR des PAUMs candidats dans les signaux synthétiques correspondants.

(a)

TPAUM Number	Idx	SNR (dB)									
		∞		≥ 30		≥ 20		≥ 15		≥ 10	
		Er_I	Er_0	Er_I	Er_0	Er_I	Er_0	Er_I	Er_0	Er_I	Er_0
1	0	0	0	0	0	8.16	0	36.84	0	72.73	0
2	0.07	0	50	0	50	5.21	0	38.75	0	73.81	0
3	0.02	0	18.75	0	20	6.41	26.67	35	35.71	50.56	25
4	0.16	0	37.50	0.53	36	7.98	36	31.74	28	49.09	21.74
5	0.12	0	29.69	0	30.16	2.26	16.76	20	15	38.46	15.38
6	0.30	0	28.4	0	28.4	3	26.51	18.01	20.25	36.91	16.9
7	0.28	0	26.36	0.4	25.78	2.87	25.2	14.81	25.21	37.2	20.39
8	0.36	0	24.46	0	23.4	3.7	29.29	18.67	23.7	33.51	21.05
9	0.37	0	28.22	0.44	28.57	5.33	25	18.57	22.68	31.58	17.58
10	0.48	0	22.65	0	21.79	2.67	22.94	15.29	22.77	24.43	19.23
11	0.56	0	26.01	1.33	26.7	4.79	25	15.56	26.44	23.89	21.43
12	0.58	0	21.34	0	22.08	2.33	21.94	13.22	20.52	26.04	18.31
13	0.62	0	19.42	0	19.41	0	18.15	13.33	18.18	29.87	17.34
14	0.68	0	16.92	0	16.54	1.82	17.69	12.5	18.65	32.43	17.3
15	0.70	0	14	1.09	13.06	6.78	13.99	20.37	12.61	30.95	11.31
16	0.71	0	13.04	0	12.5	3.33	12.61	14.29	12.11	36	13.06
Total		0	21.25	0.22	21.11	4.03	20.76	20.36	19.79	35.95	17.30

(b)

TPAUM Number	SNR range [SNR_{min} - SNR_{max}]			
	30	20	15	10
1	30	20	15	10
2	30-31.31	20-21.31	15-16.31	10-11.31
3	30-36.96	20-26.96	15-21.96	10-16.96
4	30-37.04	20-27.04	15-22.04	10-17.04
5	30-40.7	20-30.7	15-25.7	10-20.7
6	30-41.2	20-31.2	15-26.2	10-21.2
7	30-41.63	20-31.63	15-26.63	10-21.63
8	30-41.89	20-31.89	15-26.89	10-21.89
9	30-42.05	20-32.05	15-27.05	10-22.05
10	30-42.18	20-32.18	15-27.18	10-22.18
11	30-44.14	20-34.14	15-29.14	10-24.14
12	30-44.84	20-34.84	15-29.84	10-24.84
13	30-44.86	20-34.86	15-29.86	10-25.86
14	30-46.45	20-36.45	15-31.45	10-26.45
15	30-49.24	20-39.24	15-34.24	10-29.24
16	30-52.16	20-42.16	15-37.16	10-32.16

Le tableau 3.10 montre que le classificateur n'a pas réussi à reconnaître certains PAUMs chevauchés même dans le cas de l'absence du bruit. En effet, la méconnaissance des PAUMs chevauchés est légèrement diminuée avec la diminution du niveau de bruit et varie d'environ 20% (de 21,25 à 17,3 %) correspondant à une probabilité de détection de 0,8. Elle diminue également avec l'augmentation du nombre de TPAUMs.

Tableau 3.10

La détection et la probabilité de fausse alarme pour la classification des PAUMs isolés et chevauchés en utilisant le classificateur flou en fonction du (SNR) dans les signaux synthétiques étudiés. (Les indices 0 et 1 se réfèrent au PAUM chevauché et au PAUM isolé respectivement). Le P_{11} est la probabilité de classer un PAUM isolé comme étant isolé; le P_{01} est la probabilité de classer un PAUM isolé comme étant chevauché).

Probabilité de classification	SNR				
	∞	≥ 30	≥ 20	≥ 15	≥ 10
P_{11}	1	0.997	0.96	0.80	0.65
P_{01}	0	0.0022	0.04	0.20	0.35
P_{00}	0.78	0.78	0.79	0.80	0.82
P_{10}	0.22	0.22	0.21	0.20	0.18

La classification des PAUMs chevauchés par rapport à leur degré de chevauchement a été effectuée sur les six simulations synthétiques (chaque simulation comme dans le tableau 3.9a) et est représentée dans la figure 3.17. En effet, 14 618 PAUMs chevauchés avec des situations différentes ont été classés. La figure 3.16a présente les PAUMs chevauchés classés correctement ($PAUM_{00}$) et ceux qui sont mal classés ($PAUM_{10}$) par rapport au degré de chevauchement évalué avec le paramètre 2D (RT , RE). Au total, la probabilité de détection des PAUMs chevauchés est de 0,81.

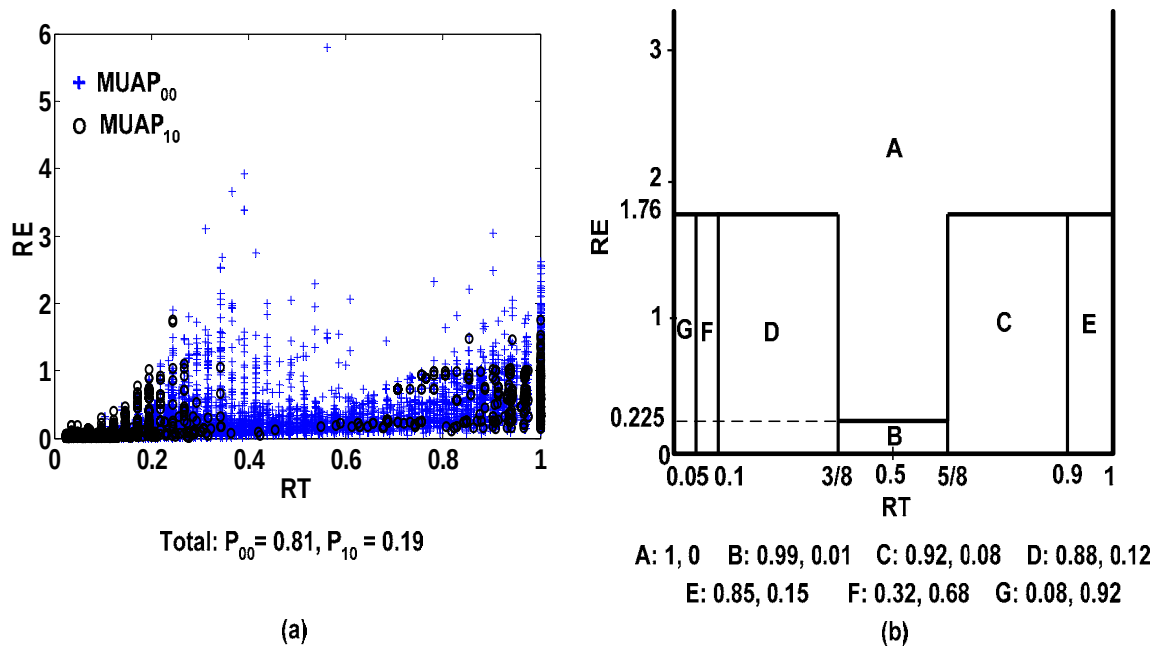


Figure 3.17. Reconnaissance des PAUMs chevauchés. a) PAUMs chevauchés correctement classés ($PAUM_{00}$ (+)) et ceux mal classés ($PAUM_{10}$ (o)) par rapport au degré de chevauchement 2D (RT , RE). P_{00} et P_{10} représentent la probabilité de détection et de fausse alarme de classification de tous les PAUMs chevauchés étudiés. b) Distribution de la probabilité de détection et de fausse alarme de la classification à travers les régions indiquées. (ex: la probabilité de détection de classification des PAUMs chevauchés dans la région C de est de 0,92 alors que sa probabilité de fausse alarme est de 0,08).

La détection et la probabilité de fausse alarme de cette classification sont réparties sur les régions indiquées, dans l'ordre décroissant comme le montre la figure 3.17b. A titre d'exemple, dans la région A, qui est définie comme étant:

$$A = (RE \geq 1.76) \cup (RT \in [3/8 \ 5/8] \text{ and } RE \in [0.225 \ 1.76])$$

Tous les PAUMs chevauchés sont correctement reconnus. La région étroite G a la plus mauvaise performance avec une probabilité de détection de 0,08 ($G = RT \in [0 \ 0.05]$ et $RE \in [0 \ 1.76]$). La partition du degré de chevauchement 2D en différentes régions a été effectuée afin d'obtenir des régions les plus homogènes.

3.9. Discussion et conclusion

Cette étude montre la capacité de reconnaître automatiquement les PAUMs triphasiques détectés par le filtre NDD en se basant sur de nouvelles caractéristiques morphologiques en utilisant un classificateur flou. Pour reconnaître un PAUM, trois phases principales doivent être effectuées: la détection basée sur les règles préliminaires, la paramétrisation en utilisant les 10 caractéristiques définies et la classification en utilisant les règles floues élaborées. Les algorithmes de détection et de paramétrisation ont pris environ 17 secondes pour investiguer tous les PAUMs candidats dans un signal de durée 10 secondes. La classification floue d'un seul PAUM candidat a pris environ 4 millisecondes. Ce temps de traitement a été évalué lors de l'utilisation d'un portable dont le processeur est Dual core de 1,73 GHz, 1 Go de RAM, et 32-bit OS Windows.

Le but de l'enregistrement des signaux était de détecter des PAUMs qui seront utilisés comme des exemples d'apprentissage et élaborer par la suite un classificateur de PAUM automatique. Les PAUMs chevauchés sont toujours présents dans un signal en particulier au niveau de contraction élevée, alors que les PAUMs isolés sont plus présents dans un signal à des niveaux de contraction faibles.

Le but d'exercer une contraction volontaire au niveau bas de la force était d'assurer l'obtention des PAUMs isolés. Comme conséquence de filtrage (filtre NDD), le nombre de PAUMs présents dans les signaux détectés ne reflète pas nécessairement le niveau de la contraction de la force. Les signaux de certains sujets montrent juste un ou deux PAUMs même à des niveaux élevés de contraction en raison de l'effet du filtre. Une fois un PAUM candidat est détecté, le classificateur peut le reconnaître indépendamment du niveau de la contraction. Ceci est un avantage pour le classificateur qui reconnaît les PAUMs même si les niveaux de la force changent lors de la contraction.

Les caractéristiques proposées reconnaissent avec succès les PAUMs isolés et ceux chevauchés. Les caractéristiques concernant les paramètres morphologiques visibles (Figure 3.5, tableau 3.1, tableau 3.2) sont utiles pour la reconnaissance des PAUMs quand ils se chevauchent partiellement dans les extrémités. Ces caractéristiques ($Q_1 \dots Q_9$) couvrent la partie triphasée d'un PAUM et ses extrémités de telle manière à traiter la plupart des situations de chevauchement et d'isolement. Les caractéristiques contribuent ensemble pour gérer de telles situations et aucune d'entre elles ne peut être utilisée seule. Comme chaque caractéristique fournit sa propre contribution à la reconnaissance, le nombre de ces caractéristiques ne peut être réduit sans perdre les performances de reconnaissance.

La caractéristique Q_{10} (Eq. 3.2) vise le chevauchement caché. Il reflète la symétrie dans les dérivées successives des PAUMs candidats. Il a été montré, à partir de cette étude, que le PAUM isolé n'a qu'un seul point d'inflexion entre les extremums adjacents, y compris ses dérivées successives (Figure 3. 11a) et a par conséquent une valeur petite de Q_{10} (Figure 3.12). Quand un PAUM est chevauché, les dérivées successives peuvent révéler le chevauchement caché lorsque la forme de la template initiale est déformée i.e.

plus il y a présence de points d'inflexion dans les dérivées successives (Figure 3.11b) plus Q_{10} est grand (Figure 3.12).

Le concept de dérivations successives peut également être utilisé pour trouver le côté et, éventuellement, la position dans laquelle le PAUM est chevauché (Figure 3.12a1, 3.12b1 et 3.12c1). Si un côté du PAUM conserve un point d'inflexion entre les extremums du côté en question le long des dérivations successives, le PAUM n'est pas chevauché dans ce côté et vice versa. Par conséquent, cette nouvelle caractéristique peut également être utile pour résoudre le chevauchement entre les PAUMs dans le processus de décomposition [10], [16], [117].

Les résultats de la classification des PAUMs dans les signaux réels sont présentés dans le tableau 3.6 en fonction du taux d'erreur de classification. Bien que cette reconnaissance dépende des données d'entraînement qui pourraient ne pas fournir une information complète pour obtenir des taux de confiance optimum, le taux de reconnaissance a atteint 95,03%. Le bruit dans les différents PAUMs candidats extraits, a été relativement faible et ne sera donc pas inquiétant pour la phase d'apprentissage. La fuzzyfication a été réalisée en utilisant la forme trapézoïdale (figure 3.14), avec des partitions de caractéristiques déterminées manuellement à partir du comportement de ces caractéristiques (Figure 3.13). Ces partitions n'ont pas été déterminées avec précision et peuvent émaner des erreurs dans la classification. Pour compenser l'effet de cette source d'erreur, les taux de confiance des règles ont été ajustés par les algorithmes génétiques afin de minimiser le nombre de PAUMs mal classés. Après avoir ajusté les taux de confiance des règles, la performance de la classification des PAUMs a été considérablement améliorée et a atteint une précision de 97,8% (tableau 3.7).

En ce qui concerne l'impact des caractéristiques du système de classification, on peut affirmer que Q_3 , Q_{10} et Q_9 sont les caractéristiques les plus importantes (tableau 3.8). Un tel résultat est relatif à des données d'apprentissage utilisées pour l'évaluation statistique. Pour être confiants quant à l'impact des caractéristiques, plus de données d'entraînement sont nécessaires. Le classificateur flou élaboré a été basé sur les données d'entraînement étiquetées par un expert qui pourrait commettre des erreurs d'étiquetage sur certains PAUMs candidats. Bien que les erreurs de l'expert ne soient pas significatives, l'utilisation des signaux de référence est très pratique pour évaluer la performance de la classification. A cet effet, les signaux synthétiques (dans lesquels les classes des PAUMs candidats sont connues avec précision) avec un nombre différent de TPAUMs et différents niveaux de bruit ont été utilisés comme référence. La complexité des signaux (Idx) qui est liée au nombre de TPAUMs n'a pas affecté la performance de la classification, mais le nombre et le type des PAUMs candidats détectés. Plus Idx augmente plus le nombre de PAUMs chevauchés augmente par rapport au nombre de PAUMs isolés et plus le nombre de PAUMs candidats détectés diminue.

La reconnaissance des PAUMs isolés dépend en grande partie des niveaux de bruit qui affectent leur morphologie. Cette reconnaissance est acceptable jusqu'à 20 dB avec une probabilité de détection de 0,96 (tableau 3.9a, tableau 3.11). Si la forme d'un PAUM isolé ne change pas de façon significative (soit par le bruit ou autre effet), il y aura une forte probabilité qu'il soit reconnu comme un isolé.

A partir des résultats de classification (tableau 3.9a), on peut conclure que la classification des PAUMs chevauchés ne dépendait pas de la complexité des signaux ni du

niveau de bruit, mais du degré de chevauchement. La complexité augmente le nombre de PAUMs chevauchés détectés par rapport à ceux isolés; c'est pour cette raison que l'erreur relative de classification diminue avec l'augmentation de la complexité. Le bruit affecte les PAUMs chevauchés pour les rendre plus chevauchés, ainsi les erreurs de classification diminuent avec l'augmentation du niveau de bruit (tableau 3.9a).

Une fois un PAUM chevauché est détecté, il y aura une forte probabilité qu'il soit correctement classé lorsque le rapport en temps RT appartient à l'intervalle $[3/8 \ 5/8]$ indépendamment du rapport en amplitude RE (voir la figure 3.17: les régions A et B). Ceci est également vrai avec moins de vraisemblance pour la région C avec une probabilité de détection de 0,92.

La région A représente les PAUMs chevauchés avec un degré de chevauchement élevé en terme de RE ($RE \geq 1,76$) et ceux avec un degré de chevauchement moyen en terme de RT ($RT [3/8 \ 5/8]$). Ces deux points dans le temps représentent environ le premier et le deuxième passage par zéros du PAUM (voir Figure 3.5) i.e. cet intervalle indique le pic principal négatif du PAUM. A partir de ce résultat, nous pouvons conclure que tous les PAUMs, dans lesquels le premier/ second lobe (pics positifs) sont chevauchés, en plus d'une partie chevauchée du pic principal ou du pic principal en entier, sont correctement reconnus. Dans les régions C et D, certains PAUMs chevauchés font l'objet d'un phénomène de compensation qui mène à l'erreur de classification des PAUMs chevauchés qui se comportent comme ceux isolés. D'autres PAUMs chevauchés mal classés dans les régions B, C et D ont de très petits RE et sont comparables à ceux isolés. Après le point 0,1 de RT tout en maintenant $RE < 1,76$ (région E), les PAUMs chevauchés commencent à être synchronisés et sont mal classés avec un taux de 15%.

Il existe un autre facteur qui a conduit à la mauvaise classification des PAUMs chevauchés: c'est le chevauchement avec un très faible degré de chevauchement dans le temps (régions F et G). Ces PAUMs partiellement chevauchés ne peuvent pas être reconnus comme des PAUMs chevauchés, car si deux PAUMs sont chevauchés par un seul échantillon, le classificateur les considérera comme des PAUMs isolés. Si on considère que le classificateur est correct dans sa classification dans les régions F et G, la probabilité de détection totale passe à 0,89 au lieu de 0,81. Une telle considération dépend de l'application dans laquelle la question: combien les PAUMs partiellement chevauchés peuvent être acceptés comme isolés? doit être répondue.

Le classificateur proposé basé sur le raisonnement flou peut traiter et gérer des situations incertaines dans lesquelles l'expert humain manque de connaissances (d'informations). Le classificateur flou reconnaît les PAUMs isolés et chevauchés en utilisant les règles floues 'if-then' qui sont linguistiques, facile à comprendre, à vérifier et à étendre. Le classificateur flou basé sur les nouvelles caractéristiques présentées dans ce travail peut être considéré comme un classificateur universel, car il permet la reconnaissance des PAUMs filtrés par le filtre NDD et détectés à partir de trois muscles et peut donc être facilement appliqué à d'autres muscles. En outre, ce classificateur utilisant un canal non-invasif unique reconnaît automatiquement le PAUM isolé ce qui rend les applications cliniques simples et pratiques pour les sujets.

Les PAUMs tri-phasiques qui peuvent représenter certaines UM particulières ont été abordés comme des formes particulières. De même, il serait avantageux d'étudier les aspects des formes de PAUMs qui se trouvent dans les signaux d'un système de détection

donné. Comprendre comment les UMs d'un muscle donné sont représentées par leurs PAUMs, quand un système de détection spécifique est utilisé, constitue une clé pour l'investigation du PAUM.

Chapitre 4

Décomposition du signal sEMG

4.1. Introduction

Dans de nombreuses applications, le signal sEMG ne peut être utilisé sans être décomposé; car il contient des informations globales qui sont difficile à interpréter. L'information neuromusculaire peut être extraite des TPAUMs. La décomposition d'un signal EMG est la procédure par laquelle le signal EMG est séparé en ses constituants PAUMTs. Cette décomposition peut aider les chercheurs et les cliniciens à comprendre le comportement et les propriétés des UMs pour évaluer et surveiller l'état du muscle et sa stratégie de contrôle [33].

Une bonne analyse de la façon dont la décomposition EMG peut être accomplie a été décrite par Stashuk [117]. Les travaux les plus publiés sur la décomposition des signaux EMG, incluent des techniques avancées de traitement du signal et de reconnaissance de formes et opèrent sur le signal principalement en deux étapes [127], [128], [129], [130] : La première tâche est l'étape de segmentation qui consiste à la détection des PAUMs dans le signal. La seconde est la reconnaissance et la classification de ces PAUMs qui assurent leur regroupements (UMs) [80], [131]. La tâche difficile à laquelle les chercheurs sont confrontés est "Résoudre le problème des superpositions des PAUMs", notamment au niveau des contractions élevées [16], [19], [20], [80], [131], [132], [133], [134]. Cette superposition se produit lorsque deux UMs actives ou plus, se déchargent presque au même moment avec un chevauchement de leurs PAUMs.

Plusieurs techniques et méthodes ont été développées et ont atteint une décomposition fiable à des niveaux de contraction de force faible et moyenne [35]. De Luca et McGill ont développé de nombreux algorithmes pour décomposer le signal EMG [15], [10], [135]. Ces algorithmes sont basés principalement sur l'approche adaptative des templates, la résolution de la superposition, le moyennage de la forme d'onde et l'extraction des PAUMs du signal EMG. La superposition des PAUMs a été résolue par l'optimisation. Cette optimisation a été réalisée soit par la minimisation de la distance euclidienne entre les templates [135] ou en utilisant l'approche de l'optimisation par essaims particulaires (PSO) [136]. McGill et ses coéquipiers ont réalisé une décomposition acceptable à des contractions de force atteignant 30% de la contraction volontaire maximale (MVC). Les réseaux de neurones ont été utilisés de différentes façons pour décomposer le signal EMG [19], [137]. Dans le premier travail de Gazzoni et al. (2004) [19] deux types de réseaux de neurones (carte d'auto-organisation et carte topographique générative) ont été utilisés pour classer les PAUMs extraits. Xu et al. (2001) [137] ont utilisé la même technique (réseaux de neurones), mais dans leur approche, le signal a d'abord été filtré en utilisant le filtre différentiel passe-bas pondéré (WLPD). Une méthode hybride a été développée par Gazzoni et al., (2004) [19] dont la classification se base sur une version modifiée de la théorie des réseaux et la segmentation sur la transformée en ondelettes (CWT).

Un classificateur flou adaptatif des K plus proches voisins (fuzzy K-NN) a été utilisé par Rasheed et al. (2006) [20] pour décomposer le signal EMG. Cependant cet algorithme comme beaucoup d'autres est affecté par le nombre des UMs recrutées i.e. par le niveau de la contraction. Les techniques de décomposition mentionnées ci-dessus utilisent la même stratégie basée sur la segmentation des signaux sEMG multi-canaux et la classification des différentes templates. Elles diffèrent l'une de l'autre dans les méthodes utilisées pour la segmentation et la classification. En général, ces techniques permettent la décomposition des signaux sEMG à des niveaux de contraction bas et moyens. La limitation de ces

techniques est la superposition des PAUMs en particulier à des niveaux de contraction élevés et la similarité entre les différents PAUMs. Ces problèmes constituent un grand défi.

Dans ce travail, un algorithme automatique et rapide utilisant la même stratégie a été développé. Dans de nombreux travaux publiés, la décomposition a été basée sur l'information spatiale (multi-canaux). Dans cet algorithme, l'information temporelle est utilisée (information le long d'un seul signal relativement long de durée 2 secondes) et détecté par le filtre NDD [6], [21], [22], [23], [108]. Ce filtre nous a permis d'obtenir un signal net, où les PAUMs peuvent être extraits facilement, surtout à un bas niveau de contraction. L'extraction est basée sur la reconnaissance du PAUM isolé en utilisant des paramètres proposés et discriminants du PAUM. Pour tester et valider l'algorithme, de nombreux signaux sEMG ont été simulés à l'aide d'un modèle planaire multi-couches adapté au muscle (APB).

4.2. Méthodes

4.2.1 Modèle de génération des signaux sEMG

La génération des signaux sEMG adoptée dans ce travail est basée, d'une part, sur la modélisation du potentiel d'action des fibres proposée par Farina et ses coéquipiers [80], [112] et d'autre part, sur la structure du modèle musculaire adapté au muscle (APB) selon le modèle présenté par Disselhorst-Klug [102]. La figure 4.1 représente la structure d'un modèle de muscle utilisé pour générer des signaux sEMG. Le muscle est considéré comme une moitié d'un cylindre ayant des couches planes (peau et tissu adipeux) [53].

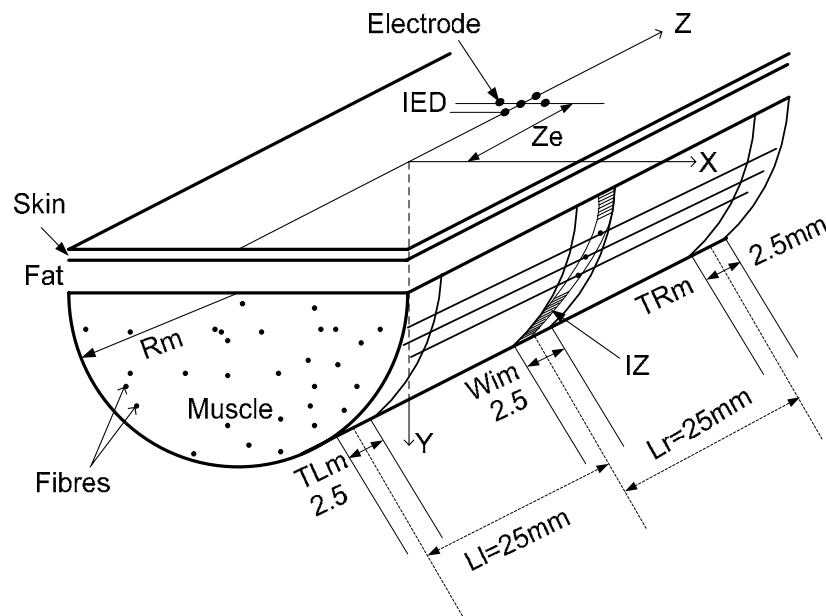


Figure 4.1. Structure anatomique du modèle d'un muscle.

Les fibres de chaque UM sont parallèles au plan de la peau et réparties de façon aléatoire (fonction de densité de probabilité uniforme) dans tout le territoire musculaire i.e. un territoire d'une UM occupe la plupart des parties du muscle. Les jonctions neuromusculaires (JNMs) d'une UM donnée sont réparties de façon aléatoire (fonction de densité de probabilité uniforme) dans la zone d'innervation (ZI) qui est une fonction linéaire de la profondeur du muscle (voir figure 4.2).

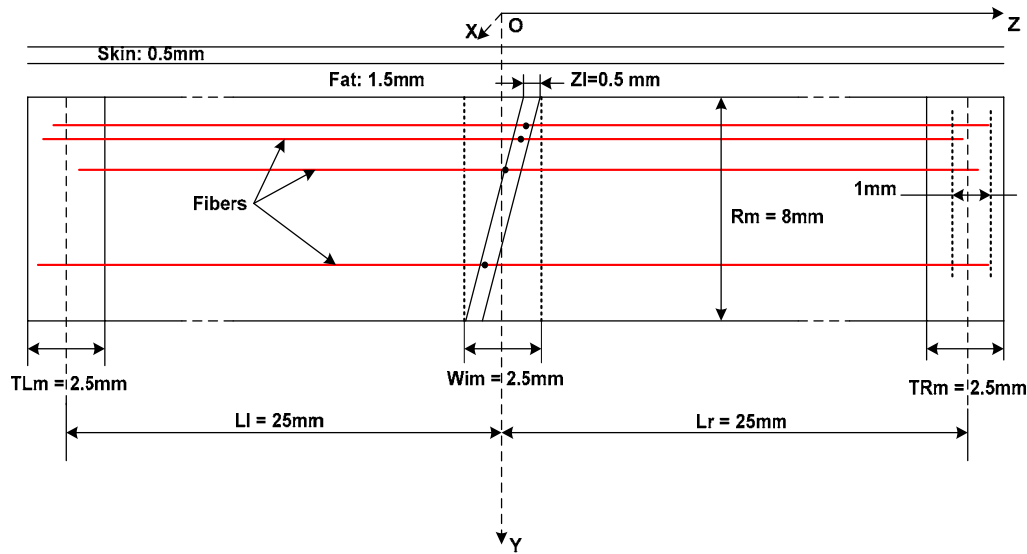


Figure 4.2. Différentes longueurs et largeurs caractérisant l'anatomie d'une unité motrice.

Tableau 4.1

Les valeurs des paramètres utilisés dans les simulations.

Description	Valeurs
Nombre d'UMs dans le muscle	29
Rayon du muscle (mm) R_m	8
Longueur musculaire (mm)	50
Densité des fibres musculaires (fibres mm^{-2})	232
Nombre de fibres dans les UMs (fibres / UM)	800 ± 200
Épaisseur de la couche de peau (mm)	0.5
Épaisseur de la couche de graisse (mm)	1.5
Largeurs des zones tendineuses du muscle (mm) $TR_m = TL_m$	2.5
Largeur de la zone d'innervation du muscle (mm) W_{im}	2.5
Largeur de la zone d'innervation des UMs (mm) ZI	0.5
Largeurs des zones tendineuses des UMs (mm)	1
Conductivité du muscle ($\Omega^{-1}\text{m}^{-1}$)	0.2574
Conductivité de la graisse ($\Omega^{-1}\text{m}^{-1}$)	0.045
Conductivité de la peau ($\Omega^{-1}\text{m}^{-1}$)	0.01
Vitesse de conduction pour les UMs (ms^{-1})	3.5 ± 0.5
Fréquence de décharge des UMs (Hz)	5-30
Déviation standard <i>Jitter</i> (taux de décharge)	10
Rayon de l'électrode circulaire (mm)	0.25
Distance inter- électrode IED (mm)	2.5
Centre de localisation du filtre Z_e (mm)	15
La fréquence d'échantillonnage (Hz)	4096

La ZI de chaque UM est située dans une zone de largeur W_{im} [102]. TR_m et TL_m sont les largeurs des zones du tendon du muscle à droite et à gauche respectivement. Dans ces zones, les limites du tendon des différentes UMs sont réparties uniformément. Le système de détection est un filtre NDD avec des électrodes circulaires espacées d'une distance inter-électrodes IED et d'une distance Z_e par rapport au centre de W_{im} . La plupart des paramètres du modèle ont été inspirés des travaux de Disselhorst-Klug [102]. Le tableau 4.1 présente les paramètres de simulation utilisés dans ce travail.

Les signaux sEMG simulées représentent les contractions isométriques pour différents niveaux de contraction. Ces signaux sont la contribution de tous les UM_s recrutées qui obéissent au principe de Hennman [138], [139], [140]. Selon ce principe (principe de taille), les UM_s de petites tailles sont recrutées en premier puis sont recrutées les plus grandes. En d'autres termes, les UM_s sont recrutées dans la séquence ordonnée, à partir des UM_s produisant les plus petites forces vers celles qui exercent les plus grandes forces [141].

Il est connu qu'un niveau de force est atteint par le système nerveux qui ajuste deux termes, le nombre d'UM_s (NUM) qui seront recrutées et leur taux de décharge. Ce mécanisme de recrutement est très complexe et varie d'un muscle à un autre muscle [35]. D'après plusieurs études, le taux de décharge augmente avec l'augmentation du niveau de force [33], [141]. Une fois le processus de la contraction débute, les plus petites UM_s se déchargent à une fréquence plus élevée que celles des plus grandes. Selon les travaux de Kukulka [57], sur le muscle (APB), le tableau 4.2 a été proposé pour indiquer la relation entre les niveaux de contraction et le nombre d'unités motrices recrutées avec leur correspondante gamme de fréquences de décharge.

Tableau 4.2

UM_s recrutées et leurs fréquences de décharge en fonction du niveau de contraction.

MVC (%)	NUM	Fréquence de décharge (Hz)
5	8	5—8
10	12	5—10
15	16	5—12
20	18	5—15
25	22	5—17
30	25	5—20
35	26	5—25
40	27	5—28
45	28	5—29
50	29	5—30

Nos simulations sont basées sur l'approche générale de l'organisation du taux de décharge [141]. Une fois l'UM est recrutée, sa fréquence de décharge augmente avec l'augmentation de la force. Les nouvelles UM_s recrutées acquièrent les fréquences de décharge inférieures en fonction de leurs tailles correspondantes. Pour le troisième niveau (15% MVC) 16 UM_s doivent être recrutées avec un taux de décharge de 5-12 Hz. La première UM recrutée (la plus petite est recrutée à 5% MVC) se décharge à 12Hz et la dernière recrutée se décharge à 5Hz. Seize fréquences de décharge sont générées aléatoirement (loi uniforme) de 5 à 12Hz et attribuées aux UM_s en fonction de leur taille à partir de la plus grande (dernière recrutée) à la plus petite (première recrutée). La fréquence de décharge de chaque UM a une déviation standard de 10% (*Jitter*) autour de sa valeur moyenne avec une loi uniforme. Toutes les UM_s (29 UM_s) sont recrutées à 50% MVC.

La figure 4.3 représente un exemple de simulation qui correspond à un signal sEMG et leurs TPAUMs de 16 UM contractés à 15% MVC. Pour obtenir des signaux sEMG avec différents degrés de superposition de PAUMs, 5 signaux ont été simulés pour chaque niveau de contraction en utilisant différents numéros de 'seed'. Ce nombre 'seed' est utilisé pour obtenir les différentes réalisations du nombre de fibres des UMs, les positions des fibres, la vitesse de conduction des UMs, les positions des JNMs et les limites tendineuses de l'UM. Ces derniers facteurs sont très importants dans le signal sEMG pour tester un algorithme de décomposition donné comme il a été effectué par Farina [126]. Nos signaux sEMG simulés ont la plupart des caractéristiques utilisés par Farina [126]. Dans ce travail, la forme du PAUM est censée être constante dans le temps, sauf le bruit peut la modifier [142].

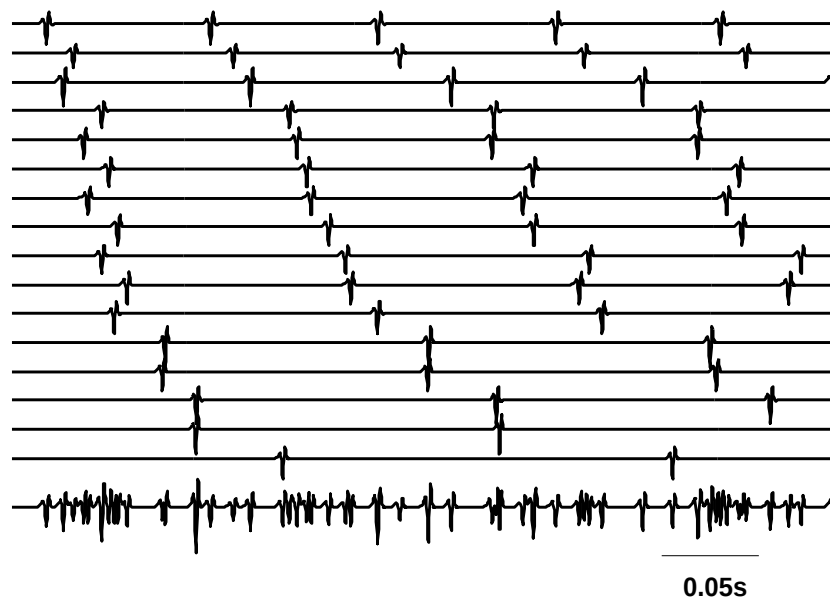


Figure 4.3. TPAUMs simulés à 15% MVC (16 UMs) et le signal sEMG correspondant avec le filtre de détection NDD.

4.2.2. Evaluation de la superposition

Quand on est sur le point de décomposer un signal en ses composants constitutifs, il est très important de connaître les paramètres qui indiquent la difficulté du signal à décomposer. Dans notre cas, nous devrions évaluer la superposition entre les différents PAUMs constituant le signal sEMG. Farina et ses coéquipiers [126] ont proposé trois paramètres pouvant être utilisés pour évaluer la superposition entre les PAUMs. Nous avons utilisé le premier paramètre sans aucune modification. Ce premier paramètre est le pourcentage des PAUMs superposés dans le signal ($N\%$) par rapport au nombre total des PAUMs dans ce signal.

Nous avons proposé un second paramètre similaire à celui proposé par Farina. En effet, ce nouveau paramètre N_{mx} représente le nombre maximum de PAUMs qui peuvent se superposer en même temps dans le signal. Notons que le second paramètre proposé par [126] est le nombre maximum de PAUMs qui peuvent contribuer à la réalisation d'une superposition. Ce dernier paramètre n'indique pas forcément la difficulté de la décomposition d'un signal donné, même s'il a une grande valeur. Cela signifie que, nous pouvons obtenir un grand nombre de PAUMs contribuant à une superposition partielle (exemple: dans une superposition deux par deux, nous obtenons une longue template qui

sera décomposée facilement). Contrairement au paramètre N_{mx} , plus ce second paramètre est grand, plus la décomposition est difficile. Le troisième paramètre est le degré maximal de superposition α_{max} dans le signal. Selon les travaux de [126], le degré de superposition est basé sur les durées des différents PAUMs superposés et il est calculé en se basant sur une expression mathématique relativement compliquée.

Dans ce travail, nous avons proposé une nouvelle méthode pour calculer le degré de superposition basé implicitement sur des durées des PAUMs, mais avec un nouveau concept. Le principe de cette méthode est illustré sur la figure 4.5. Il s'agit de représenter chaque PAUM par son impulsion rectangulaire de son UM équivalente, en anglais : Motor unit rectangular pulse (*MURP*) qui a la même durée du PAUM et une amplitude égale à un. Cette nouvelle représentation de PAUMs par *MURPs* conduit à un signal ayant une amplitude supérieure à 'un' seulement lorsque les PAUMs sont superposés (Figure 4.5). Dans ce cas, le signal résultant a des niveaux multiples et nous l'appelons template à plusieurs niveaux, en anglais multi-level template (*MLT*). Il est clair que le nombre de niveaux dans la template *MLT* est fonction du nombre de PAUMs superposés. Si aucun PAUM n'est superposé, l'amplitude de la *MLT* reste 'un' ou zéro. L'aire de la *MLT* sur un seul niveau (zone superposée S_s) est un indicateur du degré de superposition. Intuitivement le degré de superposition entre les PAUMs superposés est le rapport entre la surface superposée S_s et la surface totale T_s de la superposition :

$$\alpha = 100 \frac{S_s}{T_s} (\%) \quad (4.1)$$

Où S_s et T_s sont définis par ce qui suit:

$$S_s = \int_{(TDU)} (MLT - 1) dt \quad (4.2)$$

$$T_s = TDU (Max(MLT) - 1) \quad (4.3)$$

La superficie totale T_s est limitée par le rectangle en pointillés au-dessus du niveau 'un' (Figure 4.4).

TDU est la durée de template *MLT* comme indiquée sur la figure 4.4.

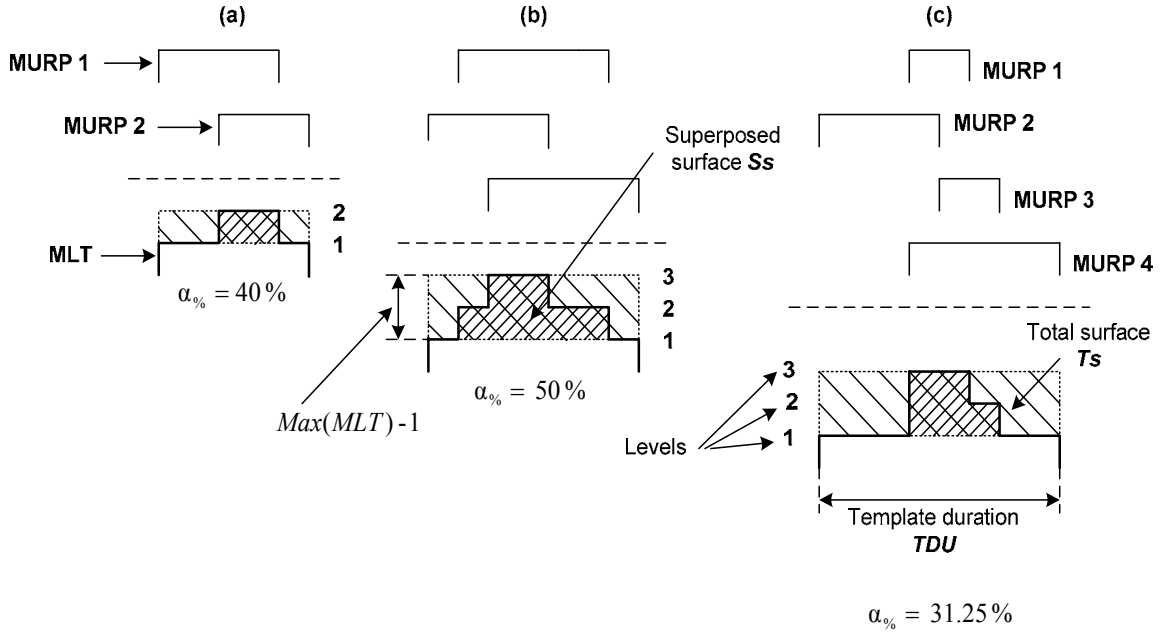


Figure 4.4. Principe de calcul du degré de superposition. Chevauchement de : (a) deux PAUMs, (b) trois PAUMs, (c) et quatre PAUMs superposés avec le degré de superposition correspondant calculé par le rapport entre S_s et T_s .

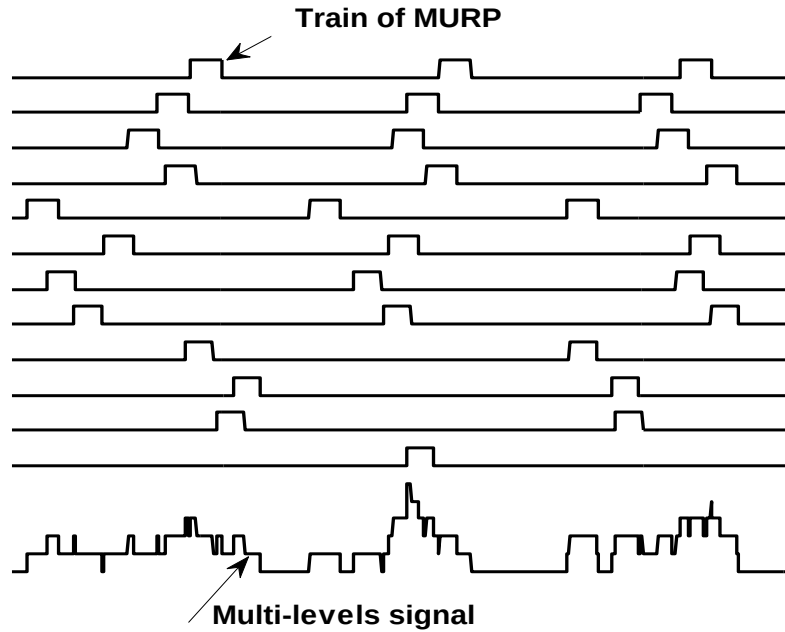


Figure 4.5. Représentation des MURPTs avec leur signal MLT équivalent.

4.2.3. Principe de décomposition

4.2.3.1. Décomposition en mode normal

L'algorithme de décomposition est basé sur la soustraction des PAUMs séparés et reconnus. L'algorithme opère sur un seul canal du signal sEMG détecté par le filtre NDD et a besoin d'au moins un PAUM séparé dans le signal.

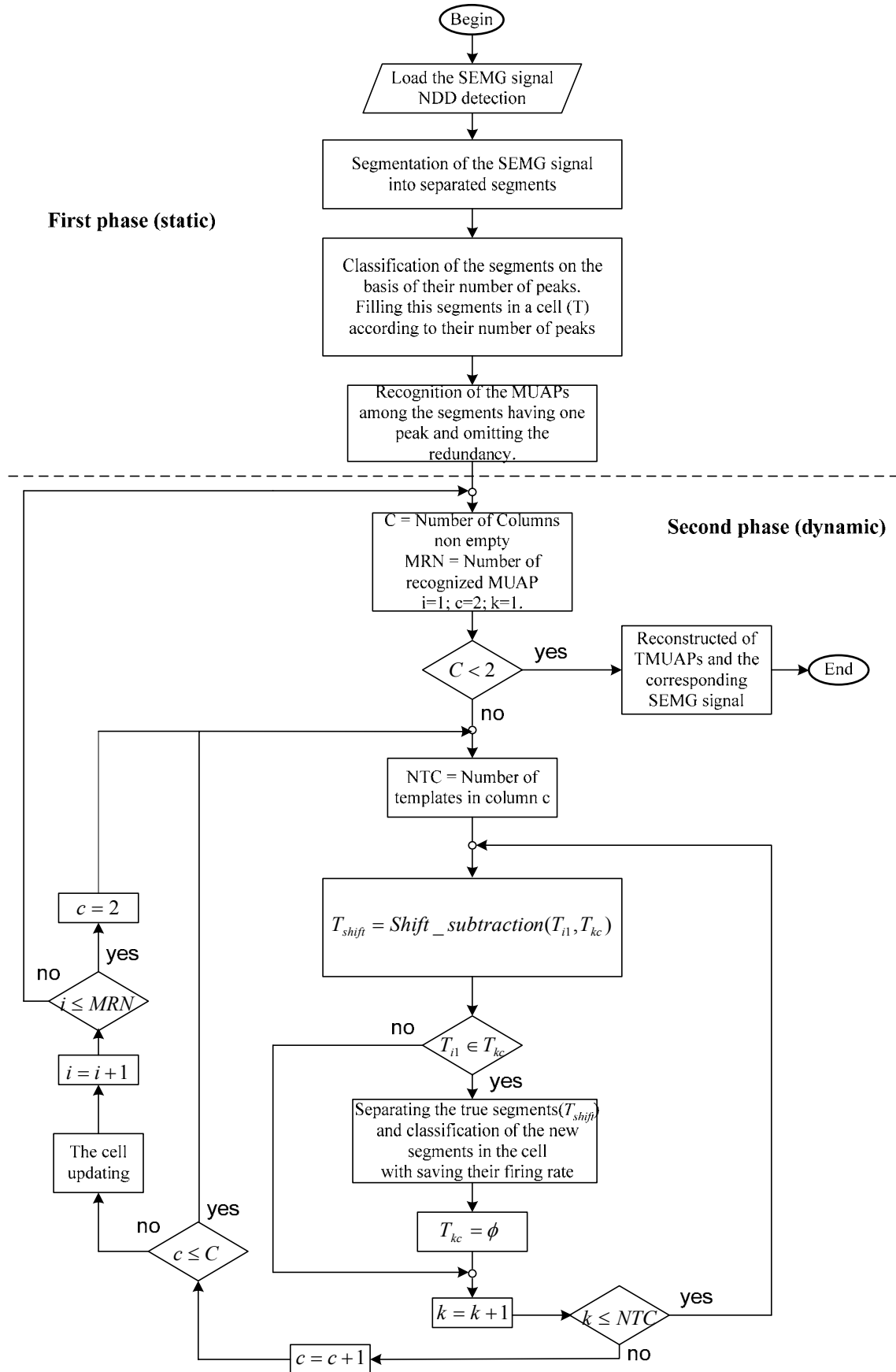


Figure 4.6. Diagramme de la procédure de décomposition basé sur des soustractions successives des PAUMs reconnus.

Comme il est indiqué sur la figure 4.6, l'organigramme de la procédure de décomposition est constitué de deux phases principales. La première est statique, la seconde est dynamique. Dans la phase statique, le signal sEMG est exploré et segmenté afin de séparer ses différents segments en utilisant la présence d'une partie silencieuse dans le signal à savoir les segments séparés par les zéros. Cette partie serait un bruit détecté par un seuil en cas du signal réel. La décomposition d'un signal noyé dans du bruit sera discuté séparément à la fin de la section. Le pic négatif présenté dans le signal PAUM nous permet de prendre cette caractéristique morphologique comme un paramètre indiquant la présence du PAUM dans le signal sEMG.

La classification des segments séparés est basée sur le nombre de pics qu'ils contiennent. Une cellule (tableau) nommé "T" est utilisée en tant que support de segments remplie en colonnes en fonction du nombre de pics de ces segments. En effet, la première colonne de la cellule en "T" contient les templates ayant un seul pic, la deuxième colonne contient les templates ayant deux pics, et ainsi de suite. Une cellule similaire nommée "I" est créée, et contient les positions des templates de la cellule "T". Les positions des PAUMs reconnus (de la première colonne de la cellule "I") constituent à la fin de la décomposition leurs taux de décharge qui sera utilisé pour générer les TPAUMs correspondantes. Les templates de la première colonne sont censées être des PAUMs isolés, mais ce n'est pas toujours le cas; en effet, la superposition de deux ou plusieurs PAUMs peut fournir des templates avec seul un pic. Ainsi, la reconnaissance des PAUMs isolés parmi les templates de la première colonne est très importante.

Dans la section ci-dessous, nous décrivons l'opération de reconnaissance qui s'appuie sur les paramètres discriminants du PAUM. Lorsqu'une template de la première colonne n'est pas un PAUM isolé (non reconnu comme un PAUM isolé), il sera classé dans la deuxième colonne, même s'il a un seul pic. En plus de l'étape de reconnaissance des PAUMs de la première colonne, cette dernière peut contenir les mêmes PAUMs (des PAUMs similaires), nous avons donc groupé (clustering) ces PAUMs afin de surmonter cette redondance et garder qu'un seul PAUM et ses positions dans la cellule I.

Le groupage de ces PAUMs a été basé sur un algorithme de classification non-supervisée proposé par Reffad et al., (2007) [8]. En effet ; deux PAUMs sont considérées similaires si le rapport entre la différence de leur énergies est leur énergie moyenne est interférer à un seuil donné.

Un exemple de l'opération de décomposition d'un signal contenant 12 UMs est illustré dans les figures 4.7 et 4.8. La figure 4.7 représente les opérations correspondantes à la première phase de cette procédure de décomposition. La figure 4.7a désigne le signal à décomposer. La figure 4.7b montre l'ensemble des templates séparées après l'étape de segmentation. La figure 4.7c représente les segments classifiés en fonction de leur nombre de pics. Elle représente également la cellule "T" avant les deux étapes de la reconnaissance et de l'élimination de la redondance. Par contre l'état de la cellule "T" après ces deux étapes est donné dans la figure 4.7d. Les PAUMs reconnus (dans ce cas 5 PAUMs dans la première colonne) seront exploités dans la deuxième phase pour trouver les autres PAUMs.

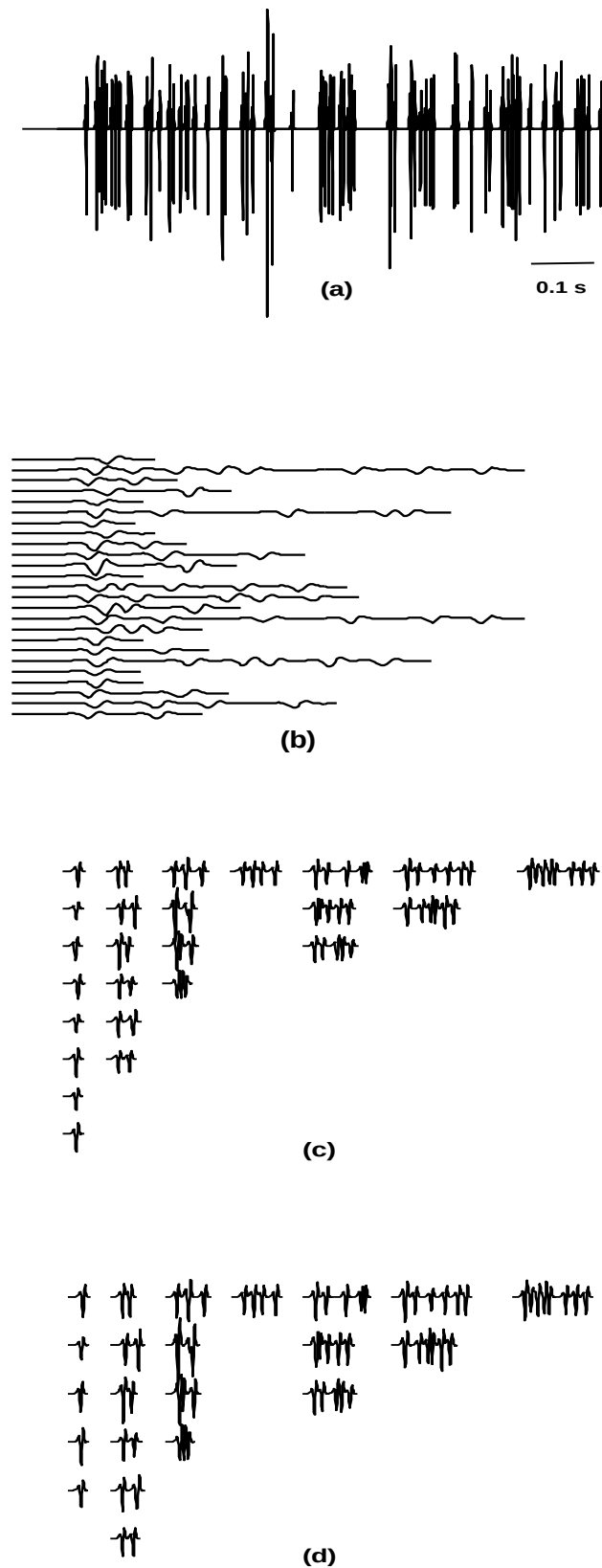


Figure 4.7. Les résultats de la décomposition après la première phase. (a) Signal à décomposer. (b) Les différents segments après segmentation. (c) Classification des segments en se basant sur le nombre de leurs pics. (d) L'omission de redondance de la première colonne.

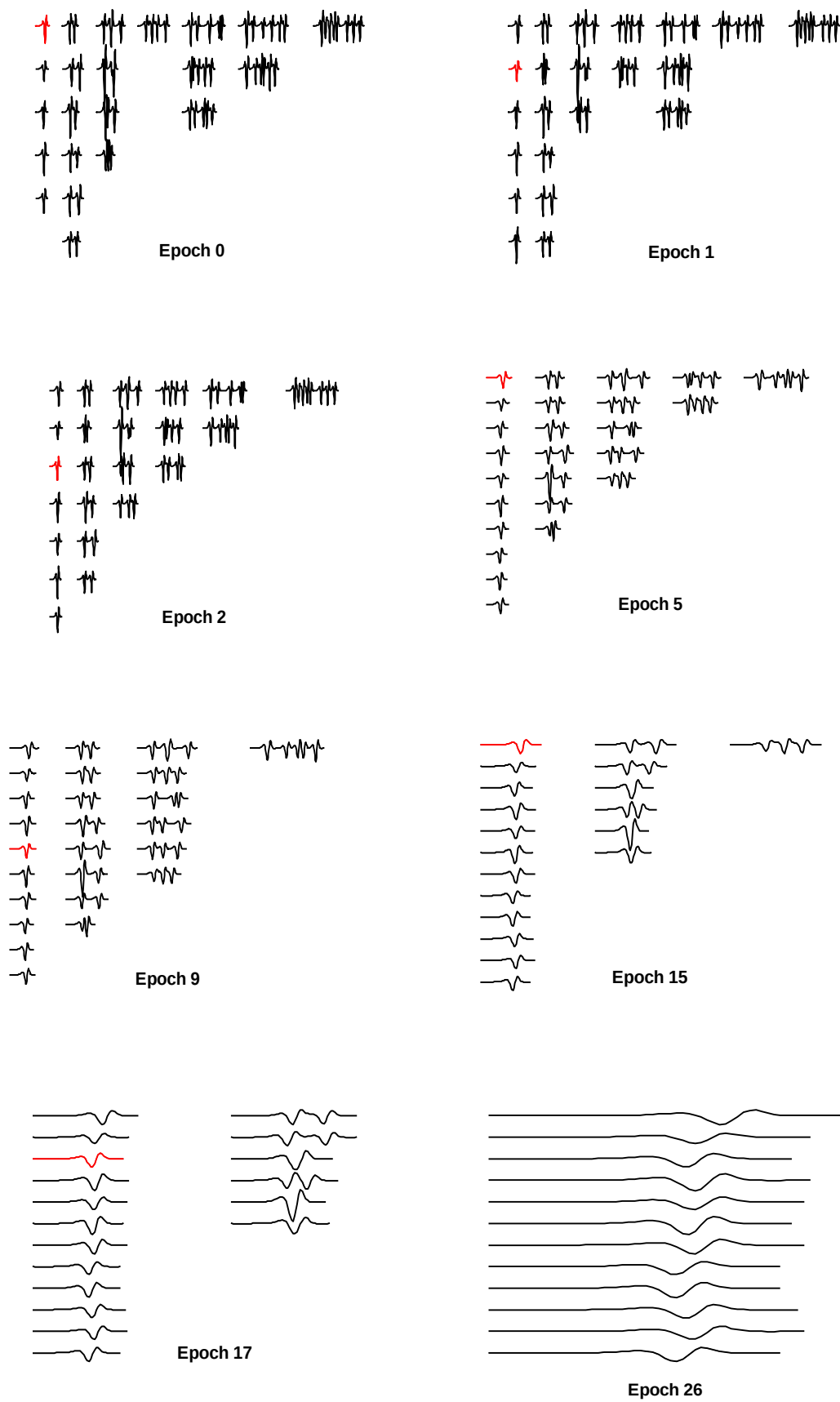


Figure 4.8. Résultats de la décomposition après la deuxième phase aux différentes époques.

La deuxième phase de l'algorithme est récursive qui consiste à trouver le taux de décharge des PAUMs reconnus et de ceux restants en se basant sur la soustraction des PAUMs déjà reconnus et les autres segments afin d'annuler toutes les colonnes, à part la première colonne. En d'autre terme, l'objectif de cette phase est d'obtenir la cellule "T" avec une seule colonne contenant tous les PAUMs reconnus après l'annulation des segments des autres colonnes. Le taux de décharge des PAUMs reconnus se trouve dans la première colonne de la cellule I. Comme l'indiqué la figure 4.6, cette phase dynamique est principalement une boucle "while" qui se termine lorsque le nombre de colonnes C de la cellule "T" devient 1 ($C < 2$) i.e. après la décomposition de l'ensemble des segments. Avec la condition que la première colonne de "T" contient au moins un PAUM reconnu, nous considérons ce PAUM comme premier reconnu (T_{i1} , $i = 1$) et nous le recherchons dans les autres segments, ligne par ligne et colonne par colonne à partir de la deuxième colonne. En effet, nous commençons par la première template de la deuxième colonne (T_{k2} , $k = 1$, $c = 2$) et nous vérifions si T_{i1} appartient à T_{k2} ou non ($T_{i1} \in T_{k2}$?). Afin d'étudier cette fonction d'appartenance, il est nécessaire de savoir si l'une des templates restantes (T_{shift}) de la soustraction des versions décalées de T_{i1} à partir de T_{k2} est isolée ou non. Dans cet algorithme, nous considérons qu'un élément de l'ensemble T_{shift} est isolé quand il possède une partie du signal à énergie nulle (partie silencieuse).

La figure 4.9a illustre le principe de la fonction 'Shift_subtraction' qui fournit l'ensemble T_{shift} . Sur cette figure, T_{shift} est le résultat de la fonction 'Shift_subtraction' appliquée au T_{i1} (le premier PAUM) et T_{i2} (le premier segment de la deuxième colonne). Selon le critère de l'énergie restante, aucune template de T_{shift} n'est isolée. Ainsi, $T_{i1} \notin T_{i2}$. Un autre exemple concernant le résultat de la soustraction de T_{i1} décalée et de T_{j2} est représenté sur la figure 4.9b. De cette figure, nous pouvons voir $T_{i1} \in T_{j2}$ car le premier segment de T_{shift} (en haut à gauche) a une énergie restante reconnu comme PAUMs. Dans ce cas, la template restante est un nouveau PAUM isolé. Maintenant, si T_{i1} n'appartient pas à T_{k2} , nous passons à la prochaine template T_{k2} dans la même colonne ($k = k + 1$) et nous répétons les mêmes opérations avec cette nouvelle template. Mais si la template T_{i1} appartient à la template T_{k2} , nous séparons la template isolée correspondante de T_{shift} et nous classons les templates séparées en fonction du nombre de pics conformément à ce qui a été exécuté dans la première phase de cet algorithme.

Lorsque nous aurons terminé avec les segments T_{kc} de la colonne c ($k > NTC$), nous passons à la colonne suivante ($c = c + 1$) et nous referons de nouveau toutes les opérations qui ont été effectuées avant, jusqu'à ce que nous terminons avec tous les segments de toutes les colonnes ($c > C$). Par la suite, nous mettons à jour la cellule "T" et nous considérons avoir terminé une seule époque. Cette opération sert à reconnaître les nouvelles templates classifiées dans la première colonne et reconstruire la cellule "T" en omettant le vide entre les templates. Lorsque nous aurons terminé avec le premier PAUM (T_{i1} , $i = 1$), on passe au deuxième PAUM ($i = i + 1$) et nous répétons le processus avec tous les PAUMs de la première colonne. Ce processus sera répété autant de fois que le nombre de colonnes est toujours supérieur à 2. Après l'annulation de tous les segments, on obtient dans la première colonne tous PAUMs reconnus et leur taux de décharge dans la première colonne de la cellule "I". A la fin, nous pouvons reconstruire le signal sEMG. Si le nombre de colonnes reste supérieur à 2 après plusieurs opérations de décomposition, nous arrêtons cette opération et nous pouvons également construire le signal sEMG incomplet et le comparer avec le signal original. Les résultats de la décomposition de la seconde phase sont représentés sur la figure 4.8. En fait, après 26 époques, l'algorithme a été en mesure de décomposer le signal sEMG avec une grande précision.

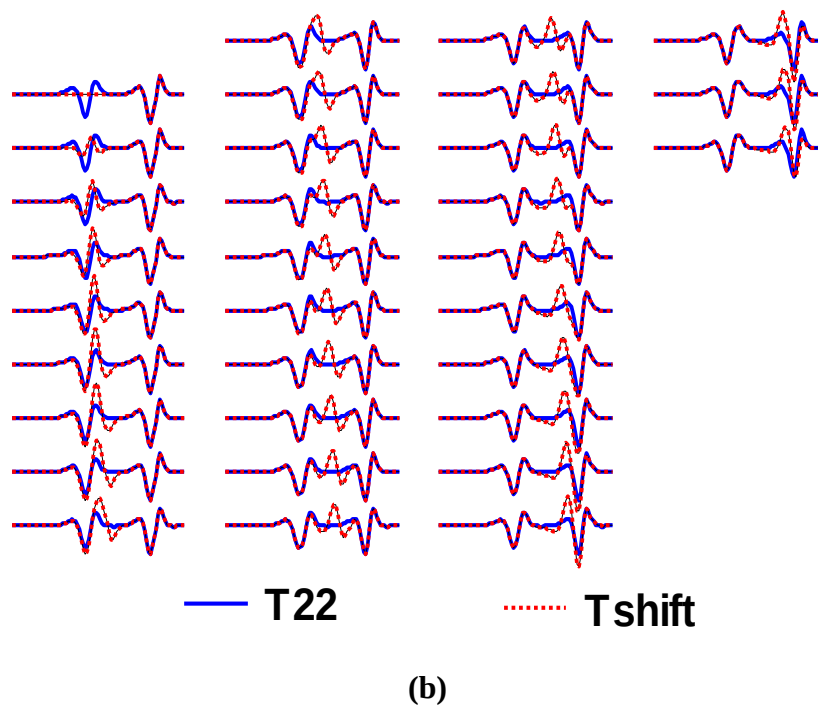
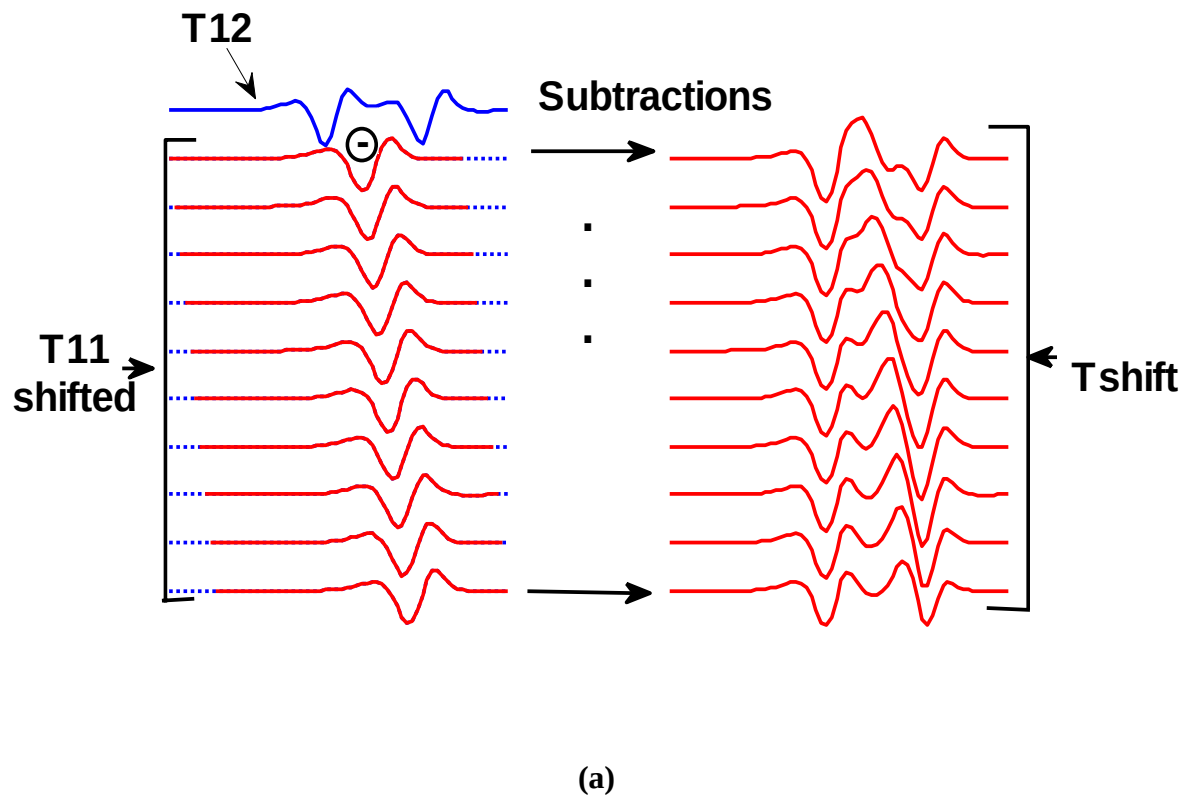


Figure 4.9. Principe de soustraction. (a) Versions décalées de T11 et sa soustraction de T12 ($T11 \notin T12$). (b) Soustraction de T11 de T22 ($T11 \in T22$).

La figure 4.10 représente les TPAUMs résultants et leur signal sEMG reconstruit avec le signal sEMG original. Lorsque le signal n'a pas de PAUMs isolés (cas du niveau de contraction élevé), nous ne pouvons pas appliquer le mode normal car ce dernier s'applique à un signal ayant au moins un PAUM isolé. Pour surmonter cette contrainte, nous avons proposé un nouveau mode appelé mode de décomposition progressif.

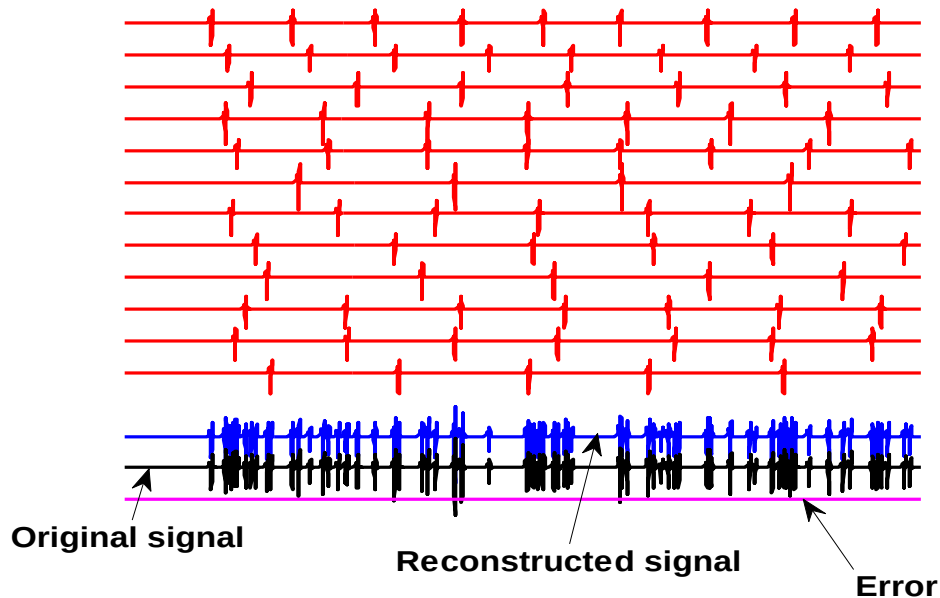


Figure 4.10. Signal sEMG reconstruit après sa décomposition en utilisant le mode normal.

4.2.1.2. Décomposition en mode progressif

Comme il a été mentionné ci-dessus, dans la première phase de l'algorithme on construit une cellule comprenant les PAUMs reconnus parmi les templates séparées. Lors d'une contraction à niveau élevé, le signal ne peut pas avoir de PAUMs isolées et l'algorithme ne peut pas fournir de résultats en mode normal. Sous l'hypothèse que la forme des PAUMs reste constante et que seulement leurs taux de décharge changent, nous utilisons les PAUMs retrouvés après la décomposition en mode normal à un niveau de contraction bas, pour décomposer le signal à un niveau de contraction plus élevé où il n'y a pas de PAUMs isolés ou pas assez de PAUMs isolés. Ainsi, la deuxième phase de l'algorithme sera exécutée en utilisant les PAUMs déjà retrouvés en provenance d'une contraction à niveau plus bas. De ce fait, nous obtenons un mode, que nous avons nommé mode de décomposition progressif. D'un niveau à un autre niveau, on peut décomposer un signal de niveau relativement élevé par ce mode progressif. Après avoir terminé l'opération de décomposition, cette dernière doit être évaluée pour connaître la performance de l'algorithme utilisé. Pour cette fin, nous avons défini un taux de décomposition *DER* (DEcomposition Rate en anglais), qui représente le pourcentage du nombre de PAUMs récupérés par rapport au nombre total de tous les PAUMs existants dans les TPAUMs constituant le signal sEMG à décomposer. En présence de bruit (cas du signal réel), la décomposition peut être réalisée en utilisant le même algorithme, mais avec de nouveaux critères. Pour la première opération, la segmentation est basée sur la détection de la

présence du bruit entre les segments, au lieu de la détection du signal nul. Ceci est basé sur le calcul de l'énergie du signal pour chacun des trois échantillons. Les valeurs de l'énergie sous un seuil sont considérées comme un bruit distinct et les segments peuvent être facilement séparés. Ce seuil dépend du niveau de bruit supposé connu par l'expert qui le fournit interactivement. La figure 4.11 montre un exemple de calcul d'énergie pour un signal donné.

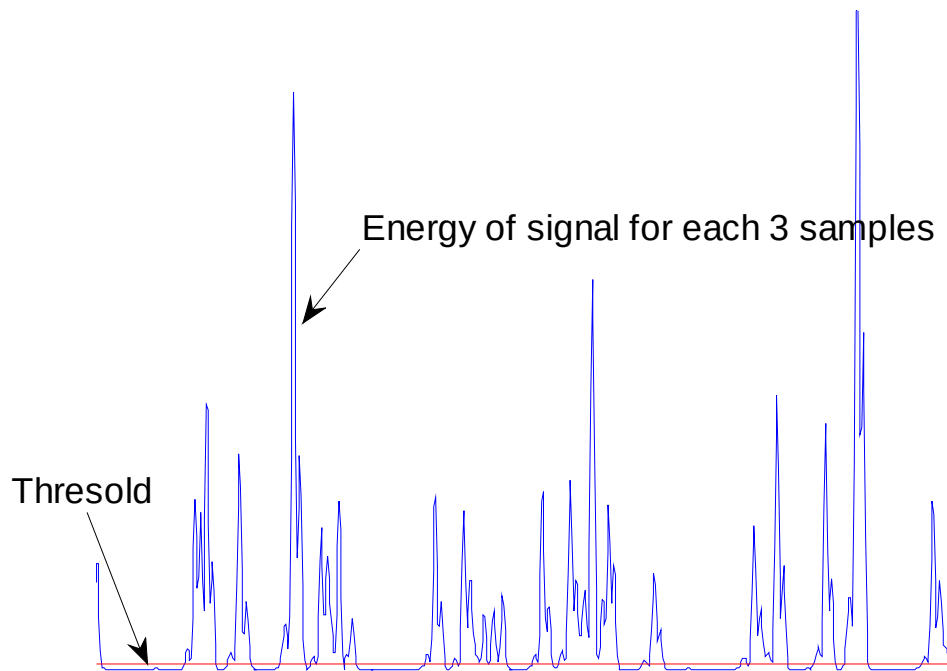


Figure 4.11. Énergie calculée pour chacun des trois échantillons. Le seuil est utilisé pour la détection de bruit.

Comme la morphologie du PAUM-NDD ne change pas considérablement avec l'ajout du bruit, le nombre de pics dans les différents segments demeure l'élément de base pour l'opération de classification i.e. l'opération de classification est la même avec ou sans bruit. La reconnaissance des PAUMs en présence de bruit n'est pas une tâche facile. Néanmoins; le moins de variation dans la forme du PAUM-NDD en présence de bruit comme il sera précisé dans la section suivante, permettrait la reconnaissance du PAUM en utilisant les mêmes paramètres modifiés selon le niveau du bruit.

La similarité entre les PAUMs est l'une des plus grandes difficultés qui empêchent la décomposition directe. La distinction entre les PAUMs, en l'absence de bruit, est commode car les UMs se distinguent par le nombre de fibres, par la vitesse de conduction et par la distribution de leurs fibres et de leurs jonctions neuromusculaires. Deux PAUMs sont similaires en absence du bruit, lorsque la différence entre eux est nulle. Il est clair que la similitude entre les PAUMs augmente avec l'augmentation du niveau de bruit. Dans le travail de recherche, [143] ont considéré que deux PAUMs sont indiscernables lorsque la différence de leurs énergies représente moins de 5% de leurs énergies moyennes. Dans notre travail, cette valeur (différence d'énergie par rapport à l'énergie moyenne) n'est pas constante et doit être changée en fonction du niveau de bruit ajouté par l'utilisateur. L'opérateur modifie cette valeur par essai et erreur en comparant le résultat de la décomposition avec celui prévu (bonne décomposition). La similarité entre les PAUMs est

utilisée pour éliminer la redondance des PAUMs dans la première colonne de la cellule T. Une autre opération doit être adaptée en présence du bruit; il s'agit de l'appartenance d'un PAUM à un segment après soustraction. Quand un PAUM est soustrait d'un segment, le signal résiduel ne peut pas être nul, mais ce serait un bruit si le PAUM appartient au segment. La détection du bruit dans le signal résiduel est basée sur le même principe utilisé dans notre étape de segmentation. C'est le calcul de l'énergie pour chacun des trois échantillons du signal restant et l'utilisation d'un seuil approprié qui dépend du niveau de bruit.

4.2.4. Reconnaissance du PAUM

De nombreux chercheurs ont étudié la morphologie du PAUM afin de l'exploiter dans de nombreuses applications [7], [8], [11], [14], [143], [144], [145]. La reconnaissance du PAUM est une opération très importante dans l'algorithme proposé. En effet, pour effectuer la procédure de décomposition efficacement, les PAUMs doivent être reconnus avec une grande précision. Dans ce travail, le principe de la reconnaissance de PAUM est basé sur les paramètres discriminants qui distinguent un vrai PAUM (isolé) d'un faux (chevauché). Comme dans un cercle, un cercle quelconque possède le nombre π comme empreinte; alors, nous essayons de trouver des paramètres d'empreinte du PAUM détecté par le filtre NDD. Nous avons proposé des paramètres de PAUM, en étudiant leurs comportements, nous avons sélectionné les plus pertinents. Certains paramètres ont été proposés pour la première fois (ceux qui sont en gras Tableau 4.3). Les autres paramètres ont été déjà utilisés en [8], [122]. Les paramètres étudiés sont définis dans le tableau 4.3 et illustrés dans la figure 4.12. Le point M est la projection verticale du point m .

Du moment que les propriétés musculaires et le système de détection sont les mêmes pour les différents UMs, les morphologies de leurs potentiels d'action (PAUMs) diffèrent les uns des autres selon les caractéristiques suivantes:

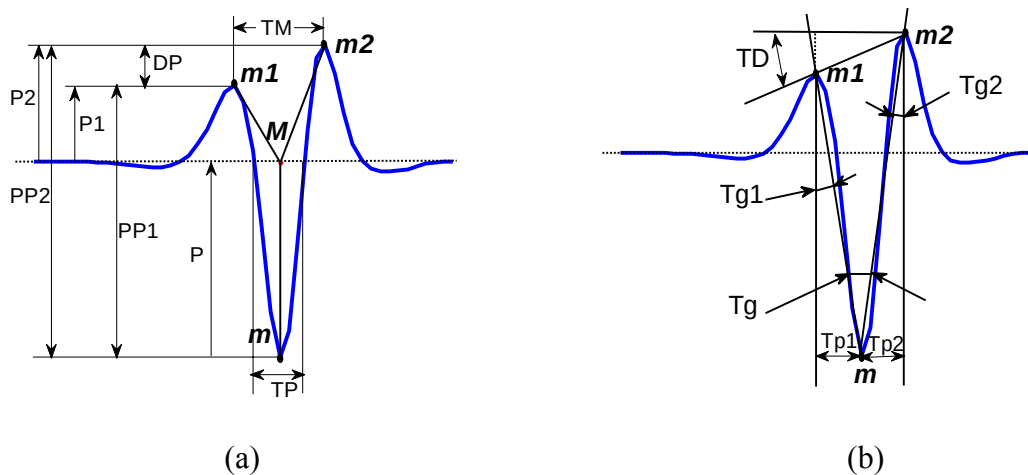
- a) le nombre de fibres (taille) et de leurs positions,
- b) les positions des jonctions neuromusculaires (*NMJ*),
- c) les positions des limites tendineuses,
- d) la vitesse de conduction *CV*.

Ce sont ces caractéristiques qui différencient entre les différents PAUMs par conséquent, nous avons étudié les paramètres définis en fonction de ces caractéristiques. En fait, nous avons simulé plusieurs PAUMs avec le nombre N de fibres variant de 600-1000 avec un pas de 50 et les changements de *CV* sont de 3 à 4 m/s avec un pas de 0.1. Ces combinaisons permettent d'obtenir 99 différents PAUMs pour un certain nombre de 'seed' donné. Pour modifier les positions des fibres musculaires et des *JNMs* et des limites tendineuses, nous avons utilisé 10 différents 'seed' pour chaque combinaison de (N , *CV*). Le nombre de 'seed' permet d'obtenir différentes distributions aléatoires de positions et de *CVs*. Au total, ces variations offrent 990 PAUMs différents. Nous avons étudié le comportement des paramètres de tous les PAUMs simulés afin de trouver parmi eux, ceux qui sont constants ou ayant moins de variation à savoir une variance minimale.

Tableau 4.3

Définition des paramètres (voir figure 4.12)

Paramètres	Description	
Paramètres d'amplitude Figure 4.11a		
P	Amplitude du pic principal	
$P1$	Amplitude du premier pic	
$P2$	Amplitude du second pic	
$PP1$	Valeur crête a crête entre les points m1 et m	
$PP2$	Valeur crête a crête entre les points m2 et m	
DP	Valeur absolue de la différence entre $P2$ et $P1$	
$Rap1$	Rapport d'amplitude $P/P1$	
Paramètres d'angles et de durées Figures 4.11a and 4.11b		
TD	Tangente de l'angle entre m1m2 et la ligne horizontale	
$Tg1$	Tangente de l'angle entre m1m et la ligne verticale	
$Tg2$	Tangente de l'angle entre m2m et la ligne verticale	
Tg	Tangente de l'angle entre mm1 and mm2	
TM	Durée entre les points m1 et m2 en temps	
TP	Durée du pic principal	
$TP1$	Durée entre les points m et m1 en temps	
$TP2$	Durée entre les points m et m2 en temps	
Autres paramètres combinés		
Mom	Rapport dans le triangle (mm1m2)	SMI/SMO
Msp	Rapport dans le triangle et amplitudes	SMO/SP
Un	Rapport dans le triangle et amplitudes	SMI/SP
RT	Rapport entre TM and TP	TM/TP
Où:		
$SMI=Mm1+Mm2+Mm. (Mm=P)$		
$SMO=mm1+mm2+m1m2.$		
$SP=P+P1+P2.$		

**Figure 4.12. Paramètres du PAUM détecté par le filtre NDD. (a) les paramètres d'amplitude. (b) les paramètres angulaires et les temporelles (voir tableau 4.3).**

La figure 4.13 montre le comportement des paramètres en fonction de tous les signaux PAUMs simulés (990 PAUMs). De cette figure, nous constatons que certains paramètres ont une variation relativement élevée comme les paramètres P , TD et RT . Ces types de paramètres ne peuvent pas être discriminants.

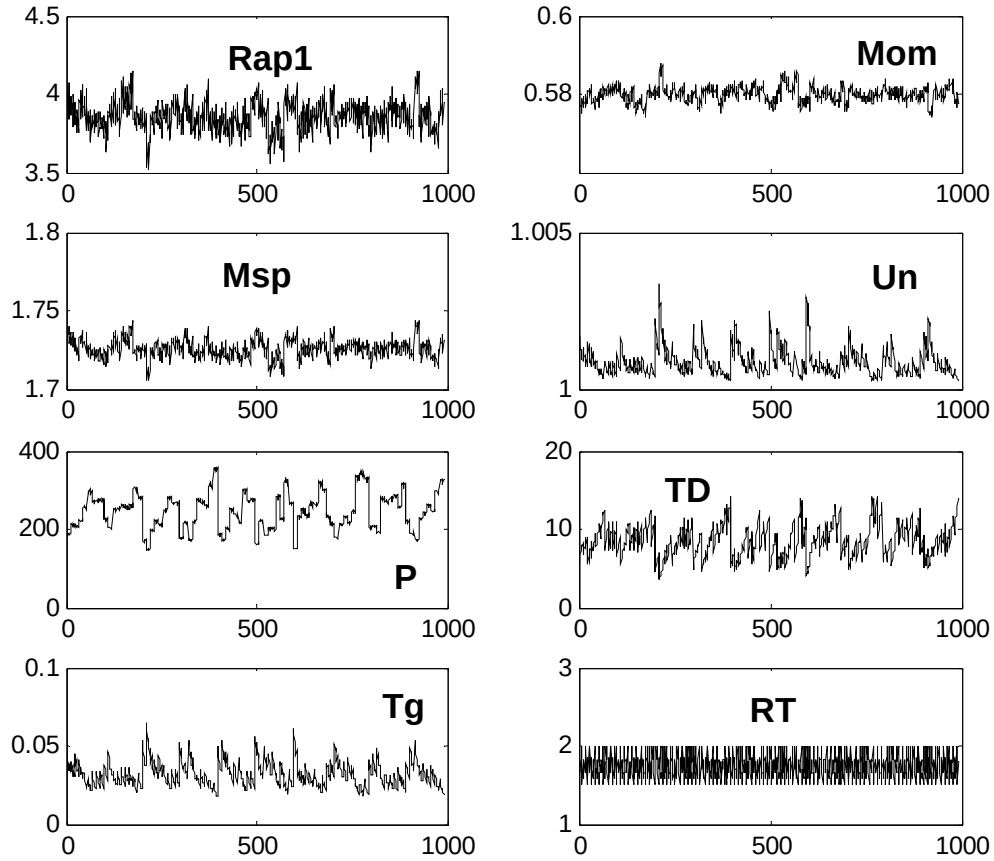


Figure 4.13. Comportement des paramètres pour 990 PAUMs. Les paramètres $Rap1$, Mom , Msp et Un ont moins de variation. Le reste des paramètres, y compris ceux non indiqués ont une grande variation (voir tableau 4.4).

D'autres paramètres sont à peu près constants i.e. ils ont moins de variation tels que les paramètres $Rap1$, Mom , Msp et Un . Le paramètre Un a une valeur comprise entre 1,0003 et 1,0034. En effet, ce paramètre peut être utilisé en tant que paramètre empreinte du PAUM. En raison du nombre infini qui peut être pris par les variables N , CV et 'seed', nous n'utilisons pas uniquement le paramètre Un comme discriminant. Nous sélectionnons les paramètres les plus homogènes car un paramètre homogène est celui qui subit moins de variations et dépend de son coefficient de variation C_v [8], [146] donné par:

$$C_v = \sigma / \mu$$

où σ est l'écart type et μ est la moyenne arithmétique.

Les coefficients de variation indiquant le degré d'homogénéité des différents paramètres sont indiqués dans le tableau 4.4.

Tableau 4.4

Coefficients de variation des paramètres indiqués pour 990 PAUMs différents (voir figure 4.14).

Paramètres	C_v (Homogénéité)
<i>Rap1</i>	0.02444
<i>Mom</i>	0.00347
<i>Msp</i>	0.00344
<i>Un</i>	0.00044
<i>P</i>	0.18924
<i>TD</i>	0.23489
<i>Tg</i>	0.24012
<i>Tg1</i>	0.24377
<i>Tg2</i>	0.25407
<i>RT</i>	0.08255

D'après le tableau 4.4, on peut considérer le *Rap1*, *Mom*, *Msp* et *Un* des paramètres les plus homogènes. Si nous utilisons l'intervalle de variation de ces paramètres, nous pouvons établir la première condition de la reconnaissance du PAUMs isolé :

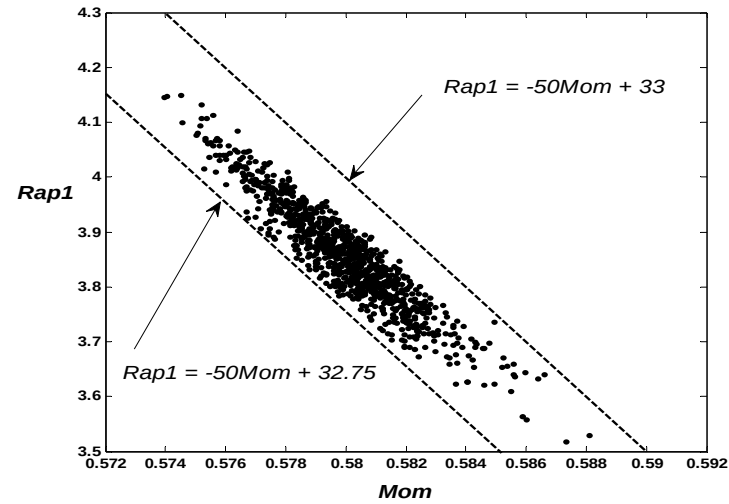
$$\begin{cases} \mathbf{Un = 1} \\ \mathbf{3.50 \leq Rap1 \leq 4.15} \\ \mathbf{0.57 \leq Mom \leq 0.59} \\ \mathbf{1.70 \leq Msp \leq 1.75} \end{cases} \quad (4.4)$$

Les derniers paramètres (*Rap1*, *Mom*, *Msp*) dans l'équation 4.4 délimitent un volume dans l'espace. En plus du paramètre *Un* qui doit être environ égal à un, un PAUM représenté par le point (*Rap1*, *Mom*, *Msp*) dans l'espace est isolé si le point appartient à l'intérieur du volume défini en (Eq.4). Le volume mentionné constitue la zone de reconnaissance du PAUM.

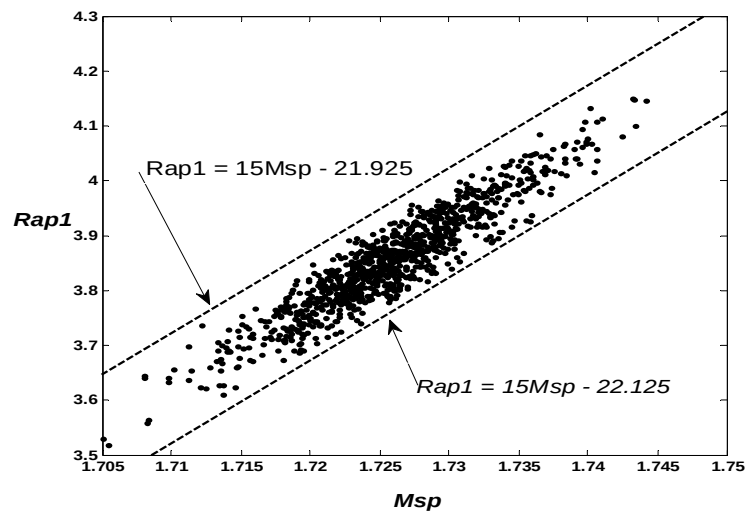
Afin de vérifier la dépendance entre ces paramètres, nous avons représenté l'espace vectoriel joignant les paramètres deux par deux comme le montre la figure 4.14. De cette figure, nous pouvons voir qu'il y a une certaine dépendance entre les paramètres indiqués. Comme pour l'utilisation de la machine à vecteur de support ou Support Vector Machine en anglais (SVM) [147], pour définir une classe, nous avons utilisé manuellement cette méthode pour déterminer la zone de reconnaissance du PAUM sur le graphe à l'aide de deux lignes droites parallèles dans chaque cas. Les équations des lignes droites ont été déterminées graphiquement menant à la deuxième condition de reconnaissance du PAUM isolé :

$$\begin{cases} \mathbf{32.75 \leq Rap1 + 50Mom \leq 33} \\ \mathbf{-22.125 \leq Rap1 - 15Msp \leq -21.925} \\ \mathbf{3.463 \leq Msp + 3Mom \leq 3.471} \end{cases} \quad (4.5)$$

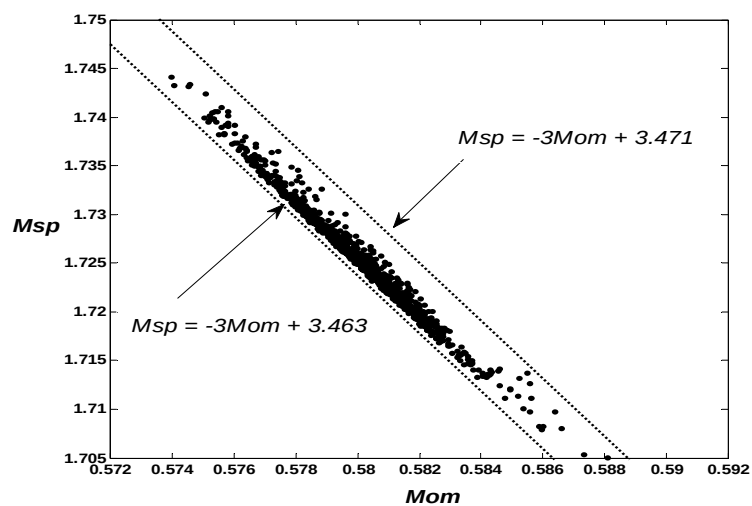
Cette deuxième condition de reconnaissance du PAUM isolé est très importante car elle prend en compte la relation entre les paramètres. Ainsi, la reconnaissance sera plus précise.



(a)



(b)



(c)

Figure 4.14. Dépendance entre les paramètres et les zones de reconnaissance limitées par deux lignes droites parallèles indiquées par leurs équations. (a) La dépendance entre *Rap1* et *Mom*. (b) la dépendance entre *Rap1* et *Msp*. (c) La dépendance entre *Msp* et *Mom*.

Si deux ou plusieurs UMs sont activées en même temps, leur potentiel d'action résultant remplit les deux conditions mentionnées. Mais ce potentiel d'action n'est pas un PAUM isolé. Dans ce cas, nous introduisons une nouvelle condition qui utilise la valeur du pic (pic principal) comme paramètre pour éviter de juger les PAUMs synchronisés comme étant un PAUM isolé. La troisième condition est:

$$P \leq P_{max} \quad (4.6)$$

Où P_{max} est la valeur maximale des pics des différents PAUMs constituant le signal sEMG. Nous avons vérifié dans la plupart des cas, que le pic de la somme des deux plus petites PAUMs est plus grand que le pic maximal P_{max} . Si ce n'est pas le cas, l'algorithme va classer une template (somme des deux PAUMs) comme un PAUM isolé. Mais à la fin de la décomposition nous pouvons omettre cette template car il n'aura aucune valeur de taux de décharge.

En présence de bruit, la reconnaissance du PAUM est réalisée en utilisant les mêmes paramètres déjà présentés ci-dessus. En raison de sa morphologie qui est restreinte, le PAUM ne change pas beaucoup avec le bruit à des niveaux modérés ($> 20\%$ dB). L'étude du comportement des PAUMs en présence de bruit confirme ce résultat. En effet, les mêmes paramètres des 990 PAUMs ont été étudiés pour trois signaux de différents rapports signal sur bruit ($SNR = 40, 30, 20$ dB). Pour améliorer la précision de cette investigation, 20 signaux de différents niveaux bruit ont été générés en utilisant 20 'seed' pour chaque SNR . Nous constatons que le comportement des paramètres ne change pas tant que le SNR reste supérieur à 40% SNR , ainsi, les trois conditions citées ci-dessus demeurent valables pour reconnaître les PAUMs. En outre, une légère variation de ces paramètres est notée pour le SNR de 30% (Figure 4.15).

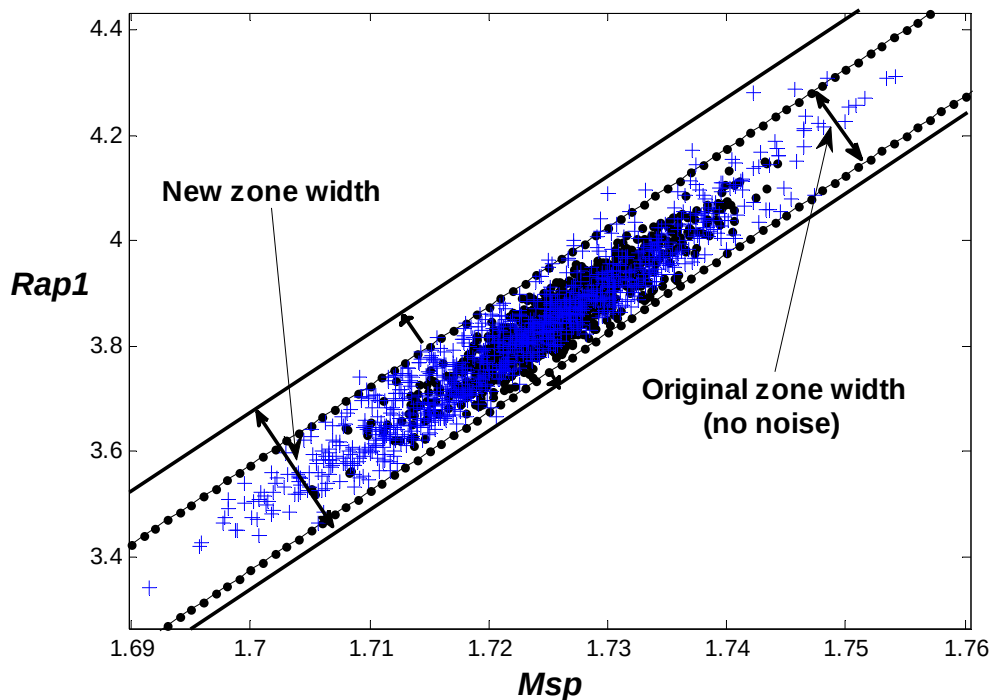


Figure 4.15. Dépendance entre $Rap1$ et Msp avant et après l'ajout du bruit ($SNR = 30$ dB). (.) Avant l'ajout du bruit; (+) Après l'ajout du bruit.

Dans ce cas, les trois conditions ont été adaptées pour la reconnaissance des PAUMs. La première condition qui délimite un parallépipède a été modifiée pour obtenir un parallépipède plus grand. La zone entre les deux lignes droites parallèles dans les trois cas a été également élargie. La figure 4.15 montre un exemple de comportement des paramètres en présence de bruit. Les paramètres *Rap1* et *MSP* ont gardé la forme de variation mais leur quantité de variation a été changée.

Le même résultat a été trouvé avec les autres paramètres avec différentes variations. Une variation considérable a été constatée à partir du niveau *SNR* de 20 dB. Dans ce cas, la reconnaissance du PAUM ne repose que sur le paramètre *Un* qui est maintenu en permanence égal à 1.

4.3. Résultats de la décomposition

4.3.1. Décomposition des signaux sans bruit

Pour tester notre algorithme, nous avons simulé cinq différents signaux (S1 à S5) à dix niveaux de contraction de 5% à 50% MVC avec un pas de 5% MVC selon le tableau 4.2. Nous désignons par S1-5, le premier signal à 5% MVC et S3-25 le troisième signal à 25% MVC et ainsi de suite.

Le tableau 4.5 représente les résultats de la décomposition des différents signaux jusqu'à 25% MVC à l'aide de l'algorithme en mode normal avec les propriétés de complexité correspondantes (ces résultats de décomposition sont en gras).

On peut voir dans le tableau 4.5 que le signal S2-10 ayant 12 PAUMs avec 92,44% comme maximum de superposition, 5 PAUMs superposés en même temps, et un degré de superposition de 34,10%. Ce signal a été décomposé avec un taux de décomposition (*DER*) de 100%. Tous les PAUMs ont été trouvés (*RMU* est égal à 12). Dans certains cas, les PAUMs ont été tous récupérés mais la décomposition du signal n'est pas accomplie (*DER* < 100%). Cela est dû au taux de décharge ratés de certains PAUMs synchronisés. Le signal S5-20 a été décomposé avec un taux de décomposition de 97,41%

La figure 4.16 montre l'exemple de la décomposition du signal S5-20 avec des taux de décharge ratés dont les positions sont indiquées par de petites ellipses.

Les cellules foncées du tableau 4.5 représentent des signaux qui ne pouvaient pas être décomposés en mode normal. Ces signaux soit qu'ils n'ont pas de PAUMs isolés comme le signal S1-20, qui a 100% de PAUMs superposées ou bien qu'ils n'ont pas assez de PAUMs séparés en raison du niveau de contraction élevé. Les signaux des cellules foncées devraient être décomposés en utilisant le mode progressif. Pour le signal S3-25, le taux de décomposition est de 4,91%, car la plupart de ses PAUMs sont superposés (99,77%). Les signaux allant de 30% à 50% MVC ont tous un *N%* égale à 100% (absence de PAUMs séparés), ainsi ces signaux ne pouvaient pas être décomposés en utilisant l'algorithme en mode normal.

Tableau 4.5

Résultats de la décomposition des 5 signaux (S1 à S5) à différents niveaux de contraction à l'aide de l'algorithme en mode normal.

MVC and MUN	Signaux	N%	N_{mx}	$\alpha_{max}\%$	RMU	DER%
5% 8	S1	78.78	4	41.32	8	100
	S2	85.43	5	45.47	8	100
	S3	81.73	4	44.65	8	100
	S4	79.20	4	54.50	8	100
	S5	72.72	4	36.25	8	100
10% 12	S1	91.12	5	46.50	12	100
	S2	92.44	5	34.10	12	100
	S3	92.93	5	56.06	12	100
	S4	91.42	7	42.80	12	97.71
	S5	88.69	6	40.96	12	100
15% 16	S1	98.08	6	40.89	16	100
	S2	97.60	6	41.69	16	100
	S3	98.49	6	43.69	16	98.49
	S4	98.08	8	40.54	16	100
	S5	98.06	7	49.01	16	98.84
20% 18	S1	100	7	35.01	0	0
	S2	99.40	7	41.93	2	4.15
	S3	99.43	7	41.20	18	100
	S4	99.40	8	28.50	18	100
	S5	99.13	7	47.53	18	97.41
25% 22	S1	99.59	10	43.11	3	3.06
	S2	100	8	43.06	0	0
	S3	99.77	10	29.97	3	4.91
	S4	99.78	9	33.95	1	1.49
	S5	99.78	10	31.43	1	0.65

Le tableau 4.6 représente les résultats de la décomposition des signaux à des niveaux de contractions indiquées en utilisant le mode progressif. Les cellules foncées représentent les résultats de la décomposition des signaux S3-20 à S5-20 trouvées par le mode normal. Nous avons reporté ces résultats dans le tableau 4.6 pour mieux comprendre le mode de décomposition progressif par continuité. Les signaux S1-20 et S2-20 n'ont pas été décomposés en mode normal.

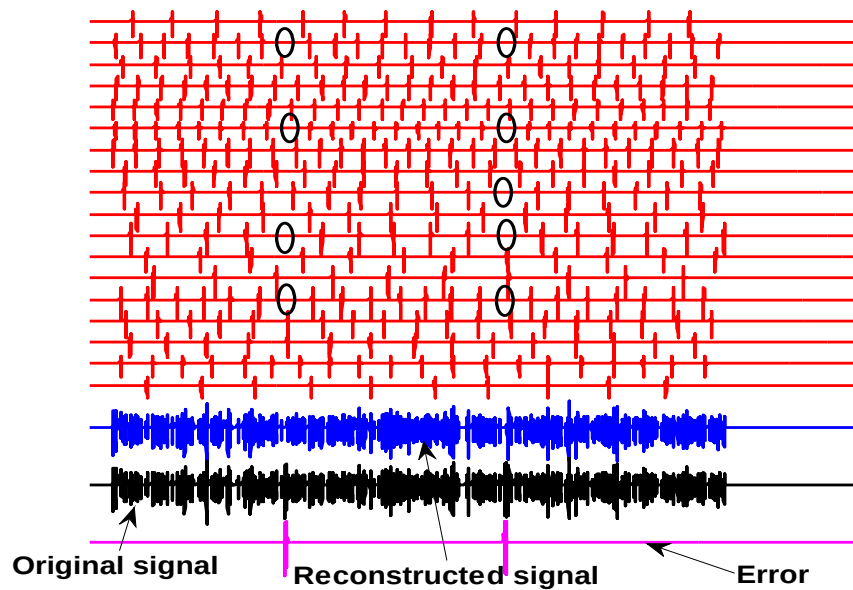


Figure 4.16. Exemple de décomposition du signal S5-20 en utilisant le mode normal. Les petites ellipses indiquent les positions des PAUMs manquants.

En utilisant les PAUMs des signaux S1-15 et S2-15 respectivement (16 PAUMs ont été récupérés en mode normal), nous sommes arrivés à décomposer S1-20 et S2-20 avec un taux de décomposition de 99,71% et 97,32% respectivement en trouvant le reste des PAUMs (2 PAUMs) i.e. 16+2 PAUMs. Ces 18 PAUMs récupérés en mode progressif (cas de S1-20, S20) ou en mode normal (cas de S3-20, S4-20 et S520) seront utilisés pour décomposer les signaux de niveau plus élevé soit 25% MVC. Les 22 PAUMs (18 +4) récupérés progressivement dans le niveau de contraction 25% MVC seront utilisés pour décomposer les signaux à 30% MVC. A titre d'exemple, pour décomposer le signal S4-30, il faut décomposer le signal S4-25 qui nécessite la décomposition du signal S4-20 et ainsi de suite. Ainsi, d'un niveau à un autre et continuellement, nous pouvons progressivement décomposer un signal à niveau de contraction relativement élevé avec un taux de décomposition donné.

Généralement, lorsque le niveau de contraction augmente, le taux de décomposition diminue. Nous notons à partir du tableau 4.6, qu'à chaque fois que le niveau de contraction augmente ($> 30\%$ MVC) le $N\%$ et Nmx deviennent importants (en raison de l'augmentation de la cadence du taux de décharge) et donc, la décomposition devient difficile parce que les PAUMs seront noyés totalement dans le signal. Nous remarquons également que les taux de décomposition des différents signaux ne sont pas les mêmes. A titre d'exemple, le signal S1 à 50% MVC a été décomposé avec un DER égale à 41,17%.

A partir de ces résultats, nous pouvons affirmer que les paramètres utilisés pour évaluer la superposition ne sont pas suffisants pour juger si un signal est difficile ou facile à être décomposé. Alors il est nécessaire de définir d'autres paramètres afin de mieux évaluer la superposition entre les PAUMs. Pour avoir un bon aperçu des résultats de la décomposition représentée dans le tableau 4.5 et le tableau 4.6, ils sont schématisés sur la figure 4.17. Il est très clair que l'utilisation du mode progressif a nettement amélioré la procédure de la décomposition.

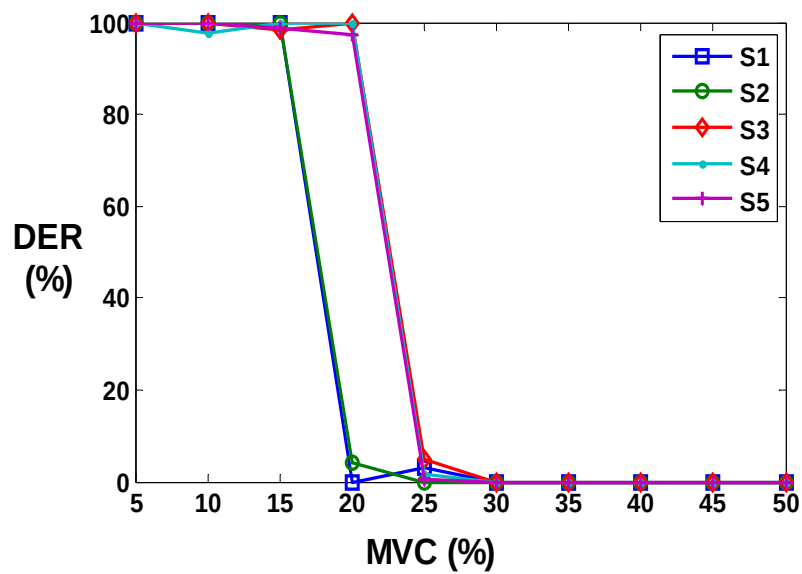
Tableau 4.6

Résultats de la décomposition des 5 signaux (S1 à S5) à différents niveaux de contraction à l'aide de l'algorithme en mode progressif.

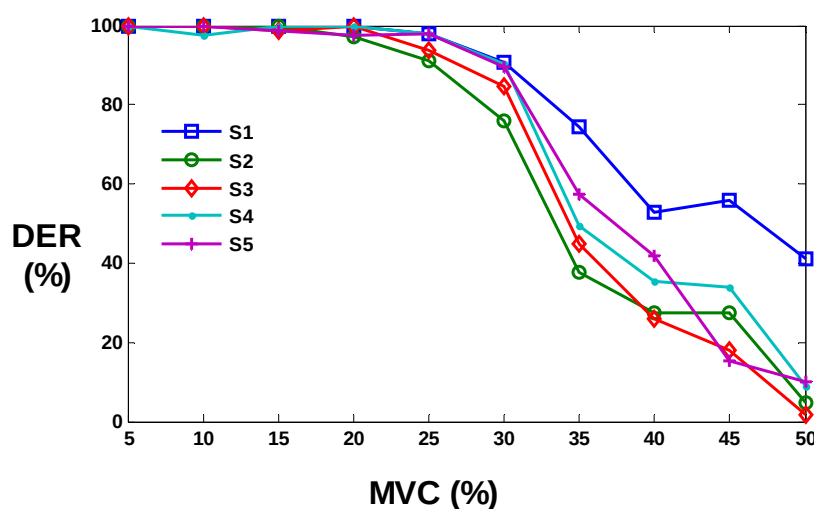
MVC and MUN	Signals	N%	N_{mx}	$\alpha_{max}\%$	RMU	DER%
20%	S1	100	7	35.01	16+2	99.71
	S2	99.40	7	41.93	16+2	97.32
	S3	99.43	7	41.20	18	100
	S4	99.40	8	28.50	18	100
	S5	99.13	7	47.53	18	97.41
25%	S1	99.59	10	43.11	18+4	97.95
	S2	100	8	43.06	18+4	91.27
	S3	99.77	10	29.97	18+4	93.75
	S4	99.78	9	33.95	18+4	97.85
	S5	99.78	10	31.43	18+4	97.82
30%	S1	100	11	47.80	22+3	90.75
	S2	100	10	37.68	22+3	79.80
	S3	100	9	45.38	22+1	84.55
	S4	100	10	39.28	22+3	90.48
	S5	100	9	46.52	22+3	89.43
35%	S1	100	11	47.47	25+1	74.43
	S2	100	12	36.72	25+1	37.80
	S3	100	12	35.91	25+0	44.75
	S4	100	12	36.79	25+0	49.34
	S5	100	10	42.99	25+1	57.43
40%	S1	100	14	33.41	26+1	52.77
	S2	100	12	42.44	26+0	27.29
	S3	100	13	36.90	26+1	26.03
	S4	100	13	40.61	26+0	35.50
	S5	100	11	43.66	26+1	41.96
45%	S1	100	14	34.42	27+1	55.71
	S2	100	15	43.51	26+0	27.56
	S3	100	13	43.22	27+0	17.96
	S4	100	15	38.21	26+1	33.81
	S5	100	14	37.24	27+0	15.53
50%	S1	100	13	42.63	28+1	41.17
	S2	100	15	40.39	26+0	4.91
	S3	100	13	44.35	27+0	1.81
	S4	100	14	45.05	27+0	8.97
	S5	100	12	46.81	27+0	10.12

4.3.2. Décomposition en présence de bruit

Afin d'évaluer la performance de notre algorithme en présence du bruit, deux signaux à trois niveaux de bruit ($SNR = 40, 30, 20$ dB) et à des niveaux de contraction jusqu'à 30% MVC ont été décomposés. Notons que l'algorithme a été testé en mode normal. Le tableau 4.7 présente les résultats de la décomposition en termes de nombre de PAUMs récupéré (RMU) et du taux de décomposition DER . La première remarque, que nous avons tiré de ces résultats est que le taux de décomposition DER n'est pas aussi meilleur que celui trouvé auparavant (en absence de bruit). Ceci explique la difficulté de distinguer les PAUMs similaires, en plus du problème de synchronisation. Le taux DER diminue avec l'augmentation du niveau de bruit et le niveau de contraction. A 30 % MVC, l'algorithme ne fournit aucune décomposition en raison de l'absence des PAUMs séparés en particulier si le SNR est inférieur ou égal à 20 dB.



(a)



(b)

Figure 4.17. Taux de décomposition en fonction du niveau de contraction pour différents signaux. (a) en utilisant le mode normal. (b) en utilisant le mode progressif.

La figure 4.18 résume les résultats du tableau 4.7. Cette figure montre, en cas d'un bruit modéré, que le taux de décomposition baisse presque linéairement avec le niveau de contraction. Mais pour des bruits plus grands ($SNR \geq 20$ dB), la performance diminue considérablement avec le niveau de contraction.

Tableau 4.7

Résultat de la décomposition des signaux S1 et S2 pour différents niveaux de contraction à des différents niveaux de bruit par le mode normal.

MVC % & Signals		40dB		30dB		20dB	
		RMU	DER%	RMU	DER%	RMU	DER%
5	S1	8	79.79	8	75.75	4	40.40
	S2	8	67.96	8	64.07	4	41.75
10	S1	12	53.25	12	60.35	6	17.75
	S2	11	62.20	11	63.95	3	18.60
15	S1	16	52.11	14	51.34	3	5.36
	S2	15	48.80	13	40	1	2.40
20	S1	17	39.21	10	22.41	3	2.24
	S2	18	39.76	13	31.75	2	1.48
25	S1	14	27.75	10	18.57	0	0
	S2	17	30	10	20.63	1	1.27
30	S1	16	15.84	7	9.24	1	1.31
	S2	11	14.01	8	11.37	1	0.96

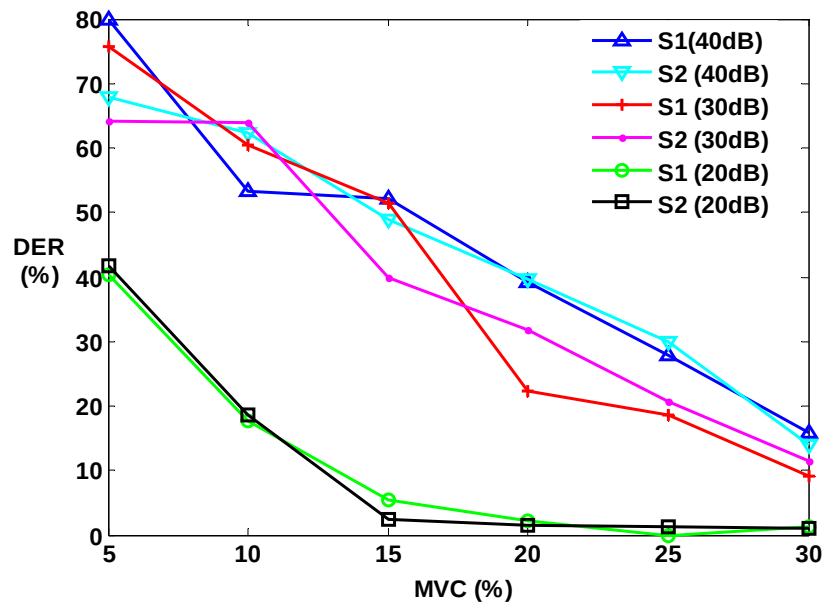


Figure 4.18. Taux de décomposition ($DER\%$) en fonction du niveau de contraction ($MVC\%$) des signaux S1 et S2 avec différents SNR en utilisant le mode normal.

4.4. Conclusion

Le but de ce chapitre était la décomposition des signaux électromyographiques de surface. La plupart des chercheurs utilisent des canaux multiples pour décomposer ce genre de signaux. Pour extraire les PAUMs, ces chercheurs utilisent l'information spatiale en s'appuyant sur différentes techniques parmi lesquelles, la corrélation, la minimisation de la distance euclidienne et d'autres méthodes de classification. Dans ce chapitre, nous avons développé un algorithme automatique de décomposition qui utilise l'information temporelle i.e. on utilise un seul canal à la place de plusieurs canaux avec un signal relativement long (jusqu'à 2 secondes) et qui est détecté par un filtre spatial NDD. L'utilisation du filtre NDD permet d'obtenir un signal avec des PAUMs restreints plus facile à extraire.

Pour tester cet algorithme, nous avons généré un signal électromyographique de surface à l'aide d'un modèle planaire avec des paramètres adaptés au muscle abducteur du pouce. La génération des signaux sEMG permet d'obtenir un signal ayant de nombreuses caractéristiques telles que la variabilité de la superposition entre les PAUMs, le recrutement des UM en fonction du niveau de contraction et l'évolution de leur cadence du taux de décharge. Nous devons mentionner ici que les UMs modélisées n'ont pas été localisées dans une région cylindrique comme c'est le cas de nombreux travaux, mais elles sont dispersées le long de la région musculaire ce qui rend la tâche de décomposition plus difficile.

L'algorithme est basé sur les soustractions des PAUMs séparés et reconnus. A des niveaux faibles de contraction, certains PAUMs sont isolés ou séparés en particulier avec l'utilisation du filtre NDD. En mode normal de l'algorithme, qui nécessite au moins un seul PAUM séparé, les PAUMs séparés sont utilisés pour récupérer d'autres PAUMs par soustractions successives.

La reconnaissance des PAUMs séparés et/ou récupérés est très importante dans cet algorithme et se base sur un ensemble de paramètres discriminants constituant une empreinte du PAUM. Nous jugeons que le paramètre Un est un paramètre discriminant important vu qu'il reste constant et égal à 1 même à un niveau de bruit élevé.

Certains signaux sans bruit ont été décomposés à 20% MVC avec un taux de 100% par l'utilisation du mode normal. D'autres n'ont pas été décomposés complètement en raison de la synchronisation des UM. Lorsque le niveau de contraction devient important (plus de 20% MVC) à un point où le signal ne contient pas de MUAPs séparés, le mode normal ne peut pas décomposer le signal, ainsi le mode progressif de l'algorithme devrait être impliqué. Dans ce mode, l'algorithme utilise les PAUMs déjà récupérés à une faible contraction pour décomposer le signal à un niveau de contraction plus élevé. Progressivement d'un niveau à un autre, l'algorithme a décomposé les signaux jusqu'à 30% MVC avec un taux de décomposition plus ou moins acceptable.

Les signaux en présence de bruit ont été également décomposés en utilisant le mode normal de l'algorithme. La performance dans ce cas, a diminué en particulier au niveau de bruit élevé et à une grande contraction. Le bruit à un niveau élevé conduit à l'obtention des PAUMs plus similaires qui seront moins discernables.

Conclusion générale

Conclusion générale

La reconnaissance du PAUM filtré par le filtre NDD basée sur sa morphologie a fait l'objet de cette thèse. Il est connu que l'onde du PAUM a différentes formes qui dépendent de sa caractéristique, du volume conducteur et du système de détection. **Pour la première fois**, la forme du PAUM est considérée comme unique lors de l'utilisation d'un système de détection donné. La réponse à la question: 'est-il possible de reconnaître un PAUM en se basant sur ses propres caractéristiques morphologiques?' a été donnée.

A cet effet, les signaux de trois muscles de onze sujets sains ont été enregistrés en utilisant une configuration de 16 électrodes organisées de façon à obtenir six signaux filtrés par le filtre NDD. Le meilleur signal ayant plus de PAUMs isolés et moins de bruit parmi les six signaux a été choisi. A partir des signaux mesurés, les PAUMs candidats ont été recueillis pour constituer des données d'apprentissage dans le but d'entraîner le classificateur flou (le reconnaiseur) et de tester ses performances. On a demandé aux sujets d'effectuer des contractions de faibles niveaux pour assurer l'obtention de PAUMs isolés dans les signaux enregistrés. L'utilisation du filtre NDD assure lui-même l'obtention des PAUMs isolés, même au niveau de la contraction élevée pour certains sujets.

La reconnaissance du PAUM nécessite l'exécution de trois phases principales: la détection basée sur les règles préliminaires, la paramétrisation du PAUM en utilisant les **10 caractéristiques** définies et la classification basée sur **les règles floues élaborées**. Les règles préliminaires permettent d'écarter les PAUMs clairement chevauchés en considérant des paramètres morphologiques, tels que les paramètres d'amplitude, les paramètres de durée, les paramètres de courbure et les paramètres de pente. Ces règles permettent à la fois la segmentation du signal EMG de surface et l'extraction des PAUMs candidats. Les règles préliminaires ont été déterminées en utilisant les connaissances d'un expert qui a examiné profondément la morphologie des PAUMs isolés.

Pour retrouver une forme unique du PAUM, de nouvelles caractéristiques morphologiques ont été définies. A l'aide de ces nouvelles caractéristiques, les PAUMs ont été normalisés afin d'unifier leurs formes. Ceci explique la normalisation des paramètres utilisés dans les règles préliminaires pour définir les nouvelles caractéristiques. Deux types de caractéristiques ont été introduits et étudiés : caractéristiques visibles et caractéristiques cachées. Les caractéristiques visibles ont principalement contribué à reconnaître les PAUMs chevauchés partiellement aux extrémités, tandis que la caractéristique cachée Q_{10} basée sur **un nouveau concept** révèle les PAUMs chevauchés cachés. En effet, la caractéristique Q_{10} vise le chevauchement caché. Elle reflète la symétrie dans les dérivées successives des PAUMs candidats. Cette étude a montré que le PAUM isolé n'a qu'un seul point d'inflexion entre ses points extremums adjacents, incluant ses dérivées successives et par conséquent a une petite valeur de Q_{10} . Dans le PAUM chevauché, les dérivées successives peuvent révéler un chevauchement caché lorsque la forme initiale de la template est déformée. Le principe des dérivations successives peut être utilisé pour déterminer le côté et, éventuellement, la position dans laquelle le PAUM est chevauché. Si un côté du PAUM conserve un point d'inflexion entre ses points extremums du côté en question le long des dérivations successives, le PAUM n'est pas chevauché dans ce côté et vice versa. Par conséquent, cette nouvelle caractéristique peut également être utile pour résoudre le chevauchement entre les PAUMs dans le processus de décomposition.

L'isolement ou le chevauchement d'un PAUM est une question de degré. Un PAUM peut être totalement ou partiellement chevauché. Cet aspect de l'imprécision et l'ambiguïté incite à traiter le problème de la reconnaissance du PAUM par la logique floue. Bien que la logique floue ait été utilisée depuis longtemps dans les processus de contrôle, de nombreux chercheurs ont mis au point le concept de l'utilisation de la logique floue dans les problèmes de classification. Dans ce travail, les caractéristiques des données d'entraînement (un ensemble de PAUMs candidats) ont été étudiées et utilisées pour calculer les règles floues par des mécanismes d'apprentissage. Le taux de confiance des règles ont été calculés en se basant sur la fuzzification qui a été effectuée manuellement sur le comportement des caractéristiques c'est à dire en faisant la partition de ces caractéristiques. Cette partition n'a pas été vraiment effectuée de façon précise et peut conduire à des difficultés d'apprentissage qui émane des erreurs de classification. Pour compenser ces erreurs, les taux de confiance des règles ont été ajustés par un algorithme génétique (GA) et la performance du classificateur flou élaboré basé sur les règles 'if-then' a été amélioré.

Les résultats de la classification des PAUMs dans les signaux réels dépendent des données d'apprentissage qui pourraient ne pas offrir une information complète pour obtenir des taux de confiance optimums, cependant le taux de reconnaissance a atteint 95,03%. La fuzzyfication a été réalisée en utilisant la forme trapézoïdale, avec des partitions de caractéristiques déterminées manuellement à partir du comportement de ces caractéristiques. Après avoir ajusté les taux de confiance des règles, la performance de la classification des PAUMs a été considérablement améliorée et a atteint une précision de 97,8%. Ces résultats de reconnaissance sont évidemment très acceptables.

Les signaux synthétiques ont été très utiles pour évaluer les performances du dispositif de reconnaissance. Dans ce type de signaux, les classes des différents PAUMs sont reconnus avec précision soient qu'ils sont isolés ou chevauchés. Les résultats ont montré que la reconnaissance des PAUMs isolés dépend en grande partie des niveaux de bruit qui affectent leurs morphologies. Les résultats sont acceptables à partir d'un SNR de 20 dB avec une probabilité de détection de 0,96. Lorsque la forme du PAUM isolé ne change pas de façon significative, il y a une forte probabilité qu'il soit reconnu comme un PAUM isolé.

En se basant sur le degré de chevauchement dans le PAUM introduit en tant **qu'un nouveau paramètre 2D** (en temps et en amplitude); le comportement du classificateur a été étudié à partir de 14618 PAUMs chevauchés couvrants différentes situations de chevauchement. Les résultats ont montré qu'au total, le classificateur flou a reconnu les PAUMs chevauchés avec une probabilité de détection de 0,81. Les PAUMs fortement chevauchés par rapport au degré de chevauchement d'amplitude (*RE*) ont été correctement reconnus ainsi que ceux chevauchés avec un degré de chevauchement en temps (*RT*) appartenant à l'intervalle $[3/8 \ 5/8]$. La mauvaise classification des PAUMs chevauchés est principalement due à la synchronisation entre les PAUMs et au léger chevauchement. Dans ce cas, les PAUMs chevauchés ressemblent à ceux isolés et peuvent être acceptés comme étant des PAUMs correctement classés et ce, en fonction des applications.

Le classificateur proposé basé sur le raisonnement flou peut traiter et gérer des situations incertaines dans lesquelles l'expert humain manque de connaissances (d'informations). Le classificateur flou reconnaît les PAUMs isolés et chevauchés en utilisant les règles floues 'if-then' qui sont des règles linguistiques, facile à comprendre, à vérifier et à étendre. Le classificateur flou basé sur les nouvelles caractéristiques présentées

dans ce travail peut être considéré comme un classificateur universel, car il permet la reconnaissance des PAUMs filtrés par le filtre NDD et détectés à partir de trois muscles et peut donc être facilement appliqué à d'autres muscles. En outre, ce classificateur utilisant un canal non-invasif unique reconnaît automatiquement le PAUM isolé ce qui rend les applications cliniques simples et pratiques pour les sujets.

Les PAUMs triphasés qui peuvent représenter une certaine UM particulière ont été abordés comme des templates particulières. De même, il serait avantageux d'étudier les aspects des templates des PAUMs qui se trouvent dans les signaux d'un système de détection donné. Comprendre comment les UMs d'un muscle donné sont représentées par leurs PAUMs, quand un système de détection spécifique est utilisé, constitue une clé pour l'investigation du PAUM.

Références

Références

- [1] De Luca CJ, Merletti R. Surface myoelectric signal cross-talk among muscles of the leg. *Electroencephalography. Clin. Neurophysiol.*, 69(6): 568-575, 1988.
- [2] Merletti R. De Luca CJ. New Techniques in surface electromyography. In Desmedt J.E, (ed): *Computer-Aided electromyography and expert systems*. Elsevier, Amsterdam., 115-124, 1989.
- [3] De Luca CJ. The Use of Surface Electromyography in Biomechanics. *J. App. Biomech.*, 13: 135-136, 1997.
- [4] Farina D, Fortunato E, Merletti R. Effect of electrode shape on spectral features of surface detected motor unit action potentials. *Acta. Physiol. Pharmacol. Bulg.*, 21: 487-496, 2001a.
- [5] Cavalcanti Garcia MA, Vieira TMM. Surface electromyography: Why, when and how to use it. *Rev. Andal. Med. Deporte.*, 4(1): 17-28, 2011.
- [6] Disselhorst-Klug C, Bahn J, Ramaekers V, Trachtena A, Rau G. Non-invasive approach of motor unit recording during muscle contractions in humans. *Eur J. Appl. Physiol.*, 83: 144-50, 2000.
- [7] Lateva, Z.C., and K.C. McGill. Estimating motor-unit architectural properties by analyzing motor-unit action potential morphology. *Clin. Neurophysiol.*, 112: 127-135, 2001.
- [8] Reffad, A., R.E. Bekka, K. Mebarkia, D. Chicouche. Efficient parameterization of MUAP signal for identification of MU and volume conductor characteristics using neural networks. *J. Neurosci. Methods.*, 164: 325–338, 2007.
- [9] Lang, A.H., and K.M. Vaahtoranta. The Baseline, the time characteristics and the slow after- waves of the motor unit potential. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, 35: 387–394, 1973.
- [10] McGill KC, Cummins KL, Dorfman LJ. Automatic decomposition of the clinical electromyogram. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 32: 470–477, 1985.
- [11] Ren X, Hu X, Wang Z, Yan Z. MUAP extraction and classification based on wavelet transform and ICA for EMG decomposition. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 44: 371-82, 2006.
- [12] Disselhorst-Klug, C., G. Rau, A. Schmeer, J. Silny. Non-invasive detection of the single motor unit action potential by averaging the spatial potential distribution triggered on a spatially filtered motor unit action potential. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 9: 67–72, 1999.
- [13] Iani, C., E. Stalberg, B. Flack, C. Bishoff. New approaches to motor unit potential analysis. *Ital. J. Neurol. Sci.*, 15: 447–459, 1994.
- [14] Roeleveld K, Stegeman DF, Vingerhoets HM, Van Oosterom A. The motor unit potential distribution over the skin surface and its use in estimating the motor unit location. *Acta. Physiol. Scand.*, 161(4): 465-72, 1997a.
- [15] De Luca, C.J., A. Adam, R.P. Wotiz, L.D. Gilmore, S.H. Nawab. Decomposition of surface EMG signals. *J. Neurophysiol.*, 96: 2769-2774, 2006.
- [16] Florestal, J.R., P.A. Mathieu, K.C. McGill. Automatic decomposition of multichannel intramuscular EMG signals. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 19: 1–9, 2009.
- [17] Golberg, E. D. *Algorithmes Génétiques*, Addison-Wesley France., 1994.
- [18] Stashuk, D.W., and Y. Qu. Adaptive motor unit action potential clustering using shape and temporal information. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 34: 41–49, 1996.
- [19] Gazzoni, M., D. Farina, R. Merletti. A new method for the extraction and classification of single motor unit action potentials from surface EMG signals. *J. Neurosci. Methods.*, 136: 165–177, 2004.

- [20] Rasheed S, Stashuk D, Kamel M. Adaptive fuzzy k-NN classifier for EMG signal decomposition. *Med. Eng. Phys.*, 28: 694-709, 2006.
- [21] Reucher, H., G. Rau, J. Silny. Spatial filtering of noninvasive multielectrode EMG: Part I- Introduction to measuring technique and applications. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 34(2): 98–105, 1987a.
- [22] Reucher, H., J. Silny, G. Rau. Spatial filtering of noninvasive multielectrode EMG: Part II-Filter performance in theory and modeling. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 34(2): 106–13, 1987b.
- [23] Rau G, Disselhorst-Klug C. Principles of high-spatial-resolution surface EMG (HSR-MG): single motor unit detection and application in the diagnosis of neuromuscular disorders. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 7(4): 233–39, 1997.
- [24] Katsis, C. D., T. P. Exarchos, C. Papaloukas, Y. Goletsis, D. I. Fotiadis, I. Sarvas. A two-stage method for MUAP classification based on EMG decomposition. *Comp. Biol. Med.*, 37(9): 1232–1240, 2007.
- [25] Klir, G.J., and B. Yuan. Fuzzy sets and fuzzy logic Theory and Applications. Prentice Hall PTR., 1995.
- [26] Passino, K.V., and S. Yurkovich . Fuzzy control. Addison-Wesley., 1998.
- [27] Ishibuchi, H., K. Nozaki, H. Tanaka. Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification. *Fuzzy Sets Syst.*, 52: 21–32, 1992.
- [28] Ishibuchi, H., K. Nozaki, N. Yamamoto, H. Tanaka. Construction of fuzzy classification systems with rectangular fuzzy rules using genetic algorithms. *Fuzzy Sets Syst.*, 65: 237–253, 1994.
- [29] Yuan Y, Zhuang H. A genetic algorithm for generation fuzzy classification rules. *Fuzzy Sets Syst.*, 84: 1-19, 1996.
- [30] Ishibuchi, H. Effect of Rule Weights in Fuzzy Rule-Based Classification Systems. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, 9(4): 506–515, 2001.
- [31] Das, S., S.R. Chowdhury, H. Saha. Accuracy Enhancement in a Fuzzy Expert Decision Making System through Appropriate Determination of Membership Functions and Its Application in a Medical Diagnostic Decision Making System. *J. Med.Syst.*, 36: 1607–1620, 2012.
- [32] Robert Montraville Green MD. Commentary on the Effect of Electricity on Muscular Motion. Cambridge, MA., 1953.
- [33] Basmajian, J. V., and C. J. De Luca. *Muscles Alive*. Baltimore, Williams& Wilkins fifth edition., 1985.
- [34] Gamet D, FuKapu O. Electromyography. *Encyc Biomat Biomed Eng*, Informa healthcare USA., 2008.
- [35] Merletti, R, et Parker A. *Electromyography: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications*. John Wiley & Sons., 2004.
- [36] Oljeta B. Influence of Electromyogram (EMG) Amplitude Processing in EMG-Torque Estimation. Master of science, Department of Electrical and Computer Engineering, Worcester Polytechnic Institute, Worcester, MA, USA. January 2005.
- [37] Pozzo M, Farina D, Merletti R. *Electromyography: Detection, Processing, and applications*. Biomedical Technology and Devices Handbook., chap 4: 4.1–4.6, 2004.
- [38] Widmaier E.P, Raff H, Strang K.T. *Vander's human physiology: The mechanism of body function*. McGraw-Hill., 2008.
- [39] Garnett R.A, O'Donovan M.J, Stephens J.A, Taylor A. Motor unit organization of human medial gastrocnemius. *J. Physiol (Lond)*, 287: 33–43, 1979.

- [40] El Makssoud H. Modélisation et Identification des Muscles Squelettiques sous Stimulation Electrique Fonctionnelle. Thèse de doctorat, université de Montpellier II., 2005.
- [41] Marqueste MT. Plasticité fonctionnelle et post-traumatique du système neuromusculaire chez l'homme et l'animal : effet de l'électromyostimulation de l'exercice physique. Thèse de doctorat de l'université d'aix-Marseille II., 2003.
- [42] Cao H. Modélisation et évaluation expérimentale de la relation entre le signal EMG de surface et la force musculaire. Thèse de doctorat de l'université de technologie de Compiègne., 2010.
- [43] Hof A.L. EMG and muscle force: an introduction. *Human Movement Science.*, 3: 119-153, 1984.
- [44] Hamm T.M, Nemeth P. M, Solanki L, Gordon D.A, Reinking R.M and Stuart D.G. Association between biochemical and physiological properties in single motor units. *Muscle Nerve.*, 11: 245–254, 1988.
- [45] Kallenberg L.A.C. Multi-channel array EMG in chronic neck-shoulder pain. Thèse de doctorat de l'université de Twente., 2007.
- [46] Rüegg J.C. Muscle contraction: Molecular and cellular physiology. Chap 46 in *Comprehensive Human Physiology*, Springer-Verlag Berlin Heideberg., 1: 935-957, 1996.
- [47] Merletti R. Rainoldi A. Farina D. Surface electromyography for noninvasive characterization of muscle. *Exerc. Sport Sci. Rev.*, 29(1): 20–25, 2001.
- [48] Pullman SL, Goodin DS, Marquinez AI. Tabbal S. Rubin M. Clinical utility of surface EMG. *Neurology.*, 55: 171–177, 2000.
- [49] Masuda T, Miyano H, Sadoyama T. A surface electrode array for detecting action potential trains of single motor units. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 60: 435- 443, 1985.
- [50] Mambrito B, De Luca. A technique for the detection, decomposition and analysis of the EMG signal. *Electroenceph and clinical Neurophysiol.*, 58: 175-188, 1984.
- [51] Gootzen TH, Vingerhoets DJ, Stegeman DF. A study of motor unit structure by means of scanning EMG, *Muscle and nerve.*, 15: 349-357, 1992.
- [52] De Luca CJ. Physiology and mathematics of myoelectric signals. *IEEE. Trans. Biomed. Eng.*, 26(6): 313–325, 1979.
- [53] Mebarkia K, Reffad A, Bekka R.E. A Generation Model for Surface EMG Signals. The International Conference on Electronics & Oil (ICEO'11)., Ouargla, Algeria, March 01- 02, 2011.
- [54] De Luca CJ, Erim Z. Common drive of motor units in regulation of muscle force. *Trends. Neurosc.*, 17(7): 299-305, 1994.
- [55] De Luca, Lefever RS, McCue MP, Xenakis AP. Behavior of human motor units in different muscles during linearly varying contractions. *J. Physiol (Lond).*, 329: 13–28, 1982a.
- [56] Grimby L, Hannerz J. Firing rate and recruitment order of toe extensor motor units in different modes of voluntary contraction. *J Physiol (Lond).*, 264: 865–879, 1977.
- [57] Kukulka CG, Clamann HP. Comparison of the recruitment and discharge properties of motor units in human brachial biceps and adductor pollicis during isometric contractions. *Brain Research.*, 219(1): 45–55, 1981.
- [58] Milner-Brown HS, Stein RB, Yemm R. Changes in firing rate of human motor units during linearly changing voluntary contractions. *J Physiol (Lond).*, 230(2): 371–390, 1973.
- [59] Masakado Y. Motor unit firing behavior in man. *Keio J Med.*, 43(3): 137–142, 1994.

- [60] Henneman E, Somjen G, Carpenter DO. Functional significance of the cell size in spinal motoneurons. *J. Neurophysiol.*, 28: 560-580, 1965.
- [61] Petajan JH, Phillip BA. Frequency control of motor unit action potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology.*, 27(1): 66–72, 1969.
- [62] Buchthal F, Schmalbruch H. Motor unit of mammalian muscle. *Physiol Rev.*, 60(1): 90–142, 1980.
- [63] Petajan JH. Clinical electromyographic studies of diseases of the motor unit. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology.*, 36: 395–401, 1974.
- [64] Kudina LP, Alexeeva NL. After-potential and control of repetitive firing in human motoneurons. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.*, 85(5): 345–353, 1992.
- [65] Macefield VG, Gandevia SC, Bigland-Ritchie B, Gorman RB, Burke D. The firing rates of human motoneurons voluntarily activated in the absence of muscle afferents feedback. *J Physiol (Lond).*, 471: 429–443, 1993.
- [66] Monster AW, Chan H. Isometric force production by motor units of extensor digitorum communis muscle in man. *J Neurophysiol.*, 40(6): 1432–1443, 1977.
- [67] Tanji J, Kato M. Firing rate of individual motor units in voluntary contraction of abductor digiti minimi muscle in man. *Exp Neurol.*, 40(3): 771–783, 1973.
- [68] Freund HJ, Büdingen HJ, Dietz V. Activity of single motor units from human forearm muscles during voluntary isometric contractions. *J. Neurophysiol.*, 38(4): 933–946, 1975.
- [69] De Luca CJ, Foley PJ, Erim Z. Motor unit control properties in constant isometric contractions. *J Neurophysiol.*, 76(3): 1503–1516, 1996.
- [70] De Luca CJ, Lefever RS, McCue MP, Xenakis AP. Control scheme governing concurrently active human motor units during voluntary contractions. *J. Physiol.*, 329: 129–142, 1982b.
- [71] De Luca CJ, Hostage EC. Relationship between firing rate and recruitment threshold of motoneurons in voluntary isometric contractions. *J. Neurophysiol.*, 104(2): 1034–1046, 2010.
- [72] De Luca CJ, Erim Z. Common drive in motor units of synergistic muscle pair. *J. Neurophysiol.*, 87(4): 2200–2204, 2002a.
- [73] Plonsey R. Action potential sources and their volume conductor fields. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 65(5): 601-611, 1977.
- [74] Johannsen G. Line source models for active fibers. *Biol. Cybern.*, 54(3): 151–158, 1986.
- [75] Dimitrov GV, Dimitrova NA. Precise and fast calculation of the motor unit potentials detected by a point and rectangular plate electrode. *Med Eng Phys.*, 20: 374–381, 1998.
- [76] Griep P, Gielen F, Boon K, Hoogstraten L, Pool C, Wallinga de Jonge W. Calculation and registration of the same motor unit action potential. *Electroencephalogr Clin neurophysiol.*, 53: 388-404, 1982.
- [77] McGill K, Huynh A. A model of the surface recorded motor unit action potential. *Proc 10th Annu In IEEE Conf Eng Med Biol.*, 1697-1699, 1988.
- [78] Stegeman DF, Blok JH, Hermens JH, Roeleveld K. Surface EMG models: Properties and applications. *J. Electromyogr Kinesiol.*, 10: 313–326, 2000.
- [79] Mebarkia K, Bekka R.E, Chikouche D. Effects analysis of the innervation zone width and the pdf distribution of fibers and neuromuscular junction in MUAP modeling: A simulation study. *Fourth International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD'07)*, Hammamet, Tunisia, March 19-22, 2007a.

- [80] Farina D, Merletti R. A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes'. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 48 : 637–646, 2001c.
- [81] Mebarkia K. Caractérisation d'un tissu musculaire par identification. Thèse de Magister, département d'électronique, faculté de l'ingénieur, université de Sétif, Algeria., 2005.
- [82] Kleine BU, Praamstra P, Stegeman DF, Zwartz MJ. Impaired motor cortical inhibition in Parkinson's disease: Motor unit responses to transcranial magnetic stimulation. *Exp Brain Res.*, 138 (4) : 477–483, 2001.
- [83] De Luca CJ, Sabbahi MA, Roy SH. Median frequency of the myoelectric signal. *Eur J. Appl. Physiol.*, 55(5): 457–464, 1986.
- [84] Hansson GA, Stromberg U, Larsson B, Ohlsson K, Balogh I, Moritz U. Electromyographic fatigue in neck/shoulder muscles and endurance in women with repetitive work. *J Ergonomics.*, 35(11): 1341-1352, 1992.
- [85] Horak FB, Nashner LM. Central programming of postural movements: Adaptation to altered support-surface configurations. *J. Neurophysiol.*, 55(6): 1369–1381, 1986.
- [86] Oddsson LI, Giphart JE, Buijs RJ, Roy SH, Taylor HP, De Luca CJ. Development of new protocols and analysis procedures for assessment of LBP by surface EMG techniques. *J. Reha Research & Develop.*, 34 (4): 415-426, 1997.
- [87] Landau WM. Comparison of different needle leads in EMG recording from a single site. *EEG clin. Neurophysiology.*, 3(2): 163-168, 1951.
- [88] Merletti R, Farina D. Analyse of intramuscular electromyogram signals. *Phil. Trans. Math.Phys.Eng. Sci.*, 367(1887): 357-368, 2009.
- [89] Kleine BU. Motor unit decharges. Thèse de doctorat université de Nijmegen., 2011.
- [90] Nawab SH, Wotiz R, De Luca CJ. Decomposition of Indwelling EMG Signals. *J. Appl. Physiol.*, 105(2): 700–710, 2008.
- [91] Gerdle B, Karlsson S, Day S, Djupsjöbacka M. Acquisition, Processing and Analysis of the Surface Electromyogram. *Modern Techniques in Neuroscience*. Chapter 26: 705-755. Eds: Windhorst U and Johansson H. Springer Verlag, Berlin., 1999.
- [92] Farina D, Merletti R, Enoka RM. The extraction of neural strategies from the surface EMG. *J. Appl. Physiol.*, 96(4): 1486-1495, 2004.
- [93] Merletti R, Migliorini M. Surface EMG electrode noise and contact impedance. *Proceedings of the third general SENIAM workshop.*, 1998.
- [94] Day SJ. The Properties of Electromyogram and Force in Experimental and Computer Simulations of Isometric Muscle Contractions: Data from an Acute Cat Preparation. Dissertation, University of Calgary., 1997.
- [95] Lindström LH, Magnusson RI. Interpretation of myoelectric power spectra: a model and its applications. *Proceedings of the IEEE.*, 65(5): 653–662, 1977.
- [96] Hermens HJ, Freriks B, Disselhorst-Klug C, Rau G. Development of recommendations for sensors and sensor placement procedures. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 10(5): 361 – 374, 2000.
- [97] Mathiassen SE, Winkel J, Hägg GM. Normalization of surface EMG amplitude from the upper trapezius muscle in ergonomic studies – a review. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 5(4): 197–226, 1995.
- [98] Merletti R, Gulisashvili A, Lo Conte LR. Estimation of shape characteristics of surface muscle signal spectra from time domain data. *IEEE. Trans. Biomed. Eng.*, 42(8): 769–776, 1995.

- [99] Duchêne J , Goubel F. Surface electromyogram during voluntary contraction: Processing tools and relation to physiological events. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 21(4): 313–397, 1993.
- [100] Merletti R, Lo Conte L, Avignone E, Guglielminotti P. Modeling of surface myoelectric signals-Part I: Model implementation. *IEEE. Trans. Biomed. Eng.*, 46(7): 810-20, 1999.
- [101] De Luca, CJ. Surface Electromyography: Detection and Recording. In: DelSys Incorporated, 10.05.2011, 2002 b. Available from http://www.delsys.com/Attachments_pdf/WP_SEMGintro.pdf.
- [102] Disselhorst-Klug C, Silny J, Rau G. Estimation of the relationship between the noninvasively detected activity of single motor units and their characteristic pathological changes by modelling. *J Electromyogr Kinesiol.*, 8: 323-35, 1998.
- [103] Rau G, Reucher H. Muscular activity and surface EMG. In Perren S.M. and Schneider E. (ed.): *Biomechanics: Current Interdisciplinary research.*, 2: 27-35, 1985.
- [104] Rau G, Schulte E, Disselhorst-Klug C. From cell to movement: To what answers does EMG really contribute? *J. Electromyog. Kinesiol.*, 14(5): 611– 617, 2004.
- [105] Lynn PA, Bettles ND, Hughes AD, Johnson SW. Influence of electrode geometry on bipolar recordings of the surface electromyogram. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 16(6): 651-660, 1978.
- [106] Broman H, De Luca CJ, Mambrito B. Motor unit recruitment and firing rates interaction in the control of human muscles. *Brain Res.* 337(2): 311-319, 1985.
- [107] Farina D, Schulte E, Merletti R, Rau G, Disselhorst-Klug C. Single motor unit analysis from spatially filtered surface electromyogram signals. PartI: spatial selectivity. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 41(3): 330-337, 2003a.
- [108] Disselhorst-Klug C, Silny J, Rau G. Improvement of spatial resolution in surface EMG: A theoretical and experimental comparison of different spatial filters. *IEEE.Trans. Biomed. Eng.*, 44(7): 567-574, 1997.
- [109] Farina D, Cescon C. Concentric-Ring Electrode Systems for noninvasive Detection of single Motor Unit activity. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 48(11): 1326–34, 2001d.
- [110] Farina D, Arendt-Nielsen L, Merletti R, Indino B, Graven-Nielsen T. Selectivity of spatial filters for surface EMG detection from the tibialis anterior muscle. *IEEE. Trans. Biomed. Eng.*, 50(3): 354-64, 2003b.
- [111] Farina D, Cescon C, Merletti R. Influence of anatomical, physical, and detection system parameters on surface EMG. *Biol. Cybern.*, 86: 445–56, 2002a.
- [112] Farina D, Rainoldi A. Compensation of the effect of sub-cutaneous tissue layers on surface EMG: a simulation study. *Medical Eng and Physics.*, 21: 487-96, 1999.
- [113] Mewett DT, Reynolds KJ, Nazeran H. Reducing power line interference in digitised electromyogram recordings by spectrum interpolation. *Med Biol Eng Comput.*, 42(4): 524-531, 2004.
- [114] Stalberg E, Andreassen S, Falck B, Lang H, Rosenfalck A, Trojaborg W. Quantitative analysis of individual motor unit potentials: A proposition for standardized terminology and criteria for measurement. *J. Clin. Neurophysiol.*, 3(4): 313-48, 1986.
- [115] Sonoo M, Stalberg E. The ability of MUP parameters to discriminate between normal and neurogenic MUPs in concentric EMG: analysis of the MUP “thickness” and the proposal of “size index”. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol.*, 89: 291-293, 1993.
- [116] Stalberg E, Nandedkar SD, Sanders DB, Falck B. Quantitative motor unit potential analysis. *J. Clin Neurophysiol.*, 13: 401-22, 1996.

- [117] Stashuk, D. EMG signal decomposition: how can it be accomplished and used? *J. Electromyogr.Kinesiol.*, 11: 151–173, 2001.
- [118] Hogrel JY. Use of surface EMG for studying motor unit recruitment during isometric linear force ramp. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 13: 417-423, 2003.
- [119] Petersen I, Kugelberg E. Duration and form of action potential in the normal human muscle. *J Neurol Neurosurg Psychiat.*, 12: 124-28, 1949.
- [120] Zadah LA. Fuzzy sets. *Inf Control.*, 8: 338-53, 1965.
- [121] Mebarkia K, Bekka R.E, Reffad A. Spatial filters selectivity to the motor unit location: A simulation study. First National Conference on Mechanics and Engineering Systems (NCMES'07), Boumerdes, May 26-27, 2007b.
- [122] Mebarkia K, Bekka R.E, Reffad A. New selected MUAP parameters to extract muscle properties using neural network approach. Second International Conference on Electrical & Electronics Engineering (ICEEE'08), Laghouat, Algeria, April 21-23, 2008.
- [123] Mebarkia K, Bekka R.E, Reffad A, Disselhorst-klug. Fuzzy MUAP recognition in HSR-EMG detection basing on morphological features. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 24(4): 473-487, 2014.
- [124] Ishibuchi H, Nakashima T, Murata T. Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multidimensional pattern classification problems. *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern.*, 29(5): 601–618, 1999.
- [125] Ishibuchi H, Nozaki K, Yamamoto N, Tanaka H. Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, 3(3): 260 – 270, 1995.
- [126] Farina D, Crosetti A, Merletti R. A model for generation of synthetic intramuscular EMG signals to test decomposition algorithms. *IEEE. Trans. Biomed. Eng.*, 48(1): 66-77, 2001b.
- [127] Stashuk DW. Simulation of electromyographic signals. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 3(3): 157–173, 1993.
- [128] Duchene J, Hogrel JY. A model of EMG generation. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 47: 192–201. 2000.
- [129] McGill KC. Surface electromyogram signal modeling. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 42: 446-454, 2004.
- [130] Wang W, Stefano Ade, Allen R. A simulation model of the surface EMG signal for analysis of muscle activity during the gait cycle. *Comput Biol Med.*, 36: 601-618, 2006.
- [131] Kleine BU, van Dijk JP, Lapatki BG, Zwarts MJ, Stegeman DF. Using two-dimensional spatial information in decomposition of surface EMG signals. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 17: 535-548, 2007.
- [132] Garcia GA, Okuno R, Akazawa K. Surface electrode-array electromyogram decomposition. *Proceedings of the 1st international IEEE EMBS.*, 388-390, 2003
- [133] Nakamura H, Yoshida M, Kotani M, Akazawa K, Moritani T. The application of independent component analysis to the multi-channel surface electromyographic signals for separation of motor unit action potential trains: part II-modelling interpretation. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 14: 433-441, 2004.
- [134] Holobar A, Zazula D. Correlation-based decomposition of surface electromyograms at low contraction forces. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 42: 487-495, 2004.
- [135] McGill KC. Optimal resolution of superimposed action potentials. *IEEE. Trans. Biomed. Eng.*, 49 (7): 640–650, 2002.
- [136] Marateb HR, McGill KC. Resolving superimposed MUAPs using particle swarm optimisation. *IEEE. Trans. Biomed. Eng.*, 56 (3): 916–919, 2009.

- [137] Xu Z, Xiao S, Chi Z. ART2 Neural network for surface EMG decomposition. *Neural Comput & Applic.*, 10: 29-38, 2001.
- [138] Hodson-Tole EF, Wakeling JM. Motor unit recruitment for dynamic tasks: current understanding and future directions', *J. Comp. Physiol B.*, 179 (1): 57-66, 2009.
- [139] Farina D, Fosci M, Merletti R. Motor unit recruitment strategies investigated by surface EMG variables. *J. Appl. Physiol.*, 92: 235-247, 2002b.
- [140] Conwit RA, Stashuk D, Tracy B, McHugh M, Brown WF, Metter EJ. The relationship of motor unit size, firing rate and force. *Clin Neurophysiol.*, 110: 1270-1275, 1999.
- [141] Fuglevand AI, Winter DA, Patla AE. Models of recruitment and rate coding organization in motor-unit pools. *J. Neurophysiol.*, 70(6): 2470-2487, 1993.
- [142] Merletti R, Farina D, Gazzoni M. The linear electrode array: a useful tool with many applications. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 13: 37-47, 2003.
- [143] Farina D, Negro F, Gazzoni M, Enoka RM. Detecting the unique representation of motor-unit potentials in the surface electromyogram. *J. Neurophysiol.*, 100: 1223-1233, 2008.
- [144] Roeleveld K, Stegeman DF, Vingerhoets HM, Van Oosterom A. Motor unit potential contribution to surface electromyography. *Acta. Physiol. Scand.*, 160: 175-83, 1997b.
- [145] Lee J, Adam A, De luca CJ. A simulation study for a surface EMG sensor that detects distinguishable motor unit action potentials. *J. Neurosci. Methods.* 2007, doi:10.1016/j.jneumeth.
- [146] Baillargeon G. Probabilités statistique et techniques de régression. Les éditions SMG; 1989.
- [147] Burges CJ. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Knowledge Discovery and Data Mining.*, 2: 121–167, 1998.



This article appeared in a journal published by Elsevier. The attached copy is furnished to the author for internal non-commercial research and education use, including for instruction at the authors institution and sharing with colleagues.

Other uses, including reproduction and distribution, or selling or licensing copies, or posting to personal, institutional or third party websites are prohibited.

In most cases authors are permitted to post their version of the article (e.g. in Word or Tex form) to their personal website or institutional repository. Authors requiring further information regarding Elsevier's archiving and manuscript policies are encouraged to visit:

<http://www.elsevier.com/authorsrights>



Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Electromyography and Kinesiology

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jelekin

Fuzzy MUAP recognition in HSR-EMG detection basing on morphological features

Kamel Mebarkia^{a,b,*}, Raïs El'hadi Bekka^a, Aicha Reffad^c, Catherine Disselhorst-Klug^b^a Université de Sétif 1, Faculty of Technology, Department of Electronics, LIS Laboratory, 19000 Sétif, Algeria^b Department of Rehabilitation and Prevention Engineering, Institute of Applied Medical Engineering, RWTH-Aachen University, 52074 Aachen, Germany^c Université de Sétif 1, Faculty of Technology, Department of Electrotechnics, L.A.S Laboratory, 19000 Sétif, Algeria

ARTICLE INFO

Article history:

Received 21 February 2013

Received in revised form 21 January 2014

Accepted 14 April 2014

Keywords:

Motor unit action potential

High spatial resolution EMG

Laplacian filter

Parameterization

Pattern recognition

Fuzzy 'if-then' rules

Fuzzy classification

Optimization

ABSTRACT

The idea of 'besides the MU properties and depending on the recording techniques, MUAPs can have unique pattern' was adopted. The aim of this work was to recognise whether a Laplacian-detected MUAP is isolated or overlapped basing on novel morphological features using fuzzy classifier. Training data set was constructed to elaborate and test the 'if-then' fuzzy rules using signals provided by three muscles: the abductor pollicis brevis (APB), the first dorsal interosseous (FDI) and the biceps brachii (BB) muscles of 11 healthy subjects. The proposed fuzzy classifier recognized automatically the isolated MUAPs with a performance of 95.03% which was improved to 97.8% by adjusting the certainty grades of rules using genetic algorithms (GA). Synthetic signals were used as reference to further evaluate the performance of the elaborated classifier. The recognition of the isolated MUAPs depends largely on noise level and is acceptable down to the signal to noise ratio of 20 dB with a detection probability of 0.96. The recognition of overlapped MUAPs depends slightly on the noise level with a detection probability of about 0.8. The corresponding misrecognition is caused principally by the synchronisation and the small overlapping degree.

© 2014 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

The surface electromyographic (SEMG) signal reflects the temporal and spatial summation of the electrical activity generated by all active motor units (MUs). The motor unit (MU) is a set of fibres which are activated by the same motoneurone and thus is the smallest functional unit of the contraction activated voluntarily by the nervous system (Basmajian and De Luca, 1985). The action potential of the MU (MUAP) morphology depends principally on intrinsic and extrinsic factors. The intrinsic factors are related to the MU properties like MU size, the fibers type (their diameters and conduction velocities), the fibers density, the fibers dispersion (MU cross section), the innervation zone width and endplates dispersion. The extrinsic factors are related to the volume conductor properties, the relative location of the MU with respect to the electrodes position and to the electrodes configuration (Lateva and McGill, 2001; Merletti et al., 1999; Stalberg et al., 1986). Both the shape and the firing rate of the MUAP are important sources of

information for diagnosis of pathologies, either muscular or neuronal disorders (Basmajian and De Luca, 1985; Sonoo and Stalberg, 1993; Iani et al., 1994). This is why the MUAP has been the subject of many researches (Disselhorst-Klug et al., 1998; Farina et al., 2003; Lateva and McGill, 2001; Stalberg et al., 1996).

The investigation of the MUAP morphology in SEMG signals is still a difficult task due to the effect of various factors leading to its misrecognition. This misrecognition is principally caused by the noise and by the disturbance from other MUAPs which overlap the investigated MUAP. Many techniques have been used to detect susceptible MUAPs from the EMG signal which use a specific threshold related to the amplitude and the slope or any kind of occurrence detection techniques (Gazzoni et al., 2004; Lateva and McGill, 2001; McGill et al., 1985; Ren et al., 2006). A candidate MUAP, which can be isolated or overlapped, can be recognized as an isolated one when it occurs many times in the signals. This is usually performed by clustering in the EMG signal decomposition process (Basmajian and De Luca, 1985; Florestal et al., 2009; McGill et al., 1985; Stashuk, 2001). The recognition of the MUAP by clustering depends upon its repetitive versions in time when firing. However, no alternative procedure to recognize directly isolated MUAPs from its morphology is available for SEMG signals.

* Corresponding author at: Université de Sétif 1, Faculty of Technology, Department of Electronics, LIS Laboratory, 19000 Sétif, Algeria. Tel.: +213 666376286.

E-mail address: kamel.mebarkia@rwth-aachen.de (K. Mebarkia).

يعتبر التقلص العضلي أمر جد حيوي لحياتنا اليومية لأنه يتيح كل أنواع الحركة والأنشطة البدنية. إن الوحدة المحركة (وم= MU) هي أصغر عنصر وظيفي للتقلص العضلي، وبالتالي، من المهم جدا دراسة وبحث هذه ال'وم'. في هذا العمل، تم دراسة وبحث ال'وم' عن طريق كمونها الفعالة كـ ال'وم' = MUAP 'الملتقط بواسطة مجسات متعددة وضعت على سطح العضلة. إن فكرة إلى جانب خصائص ال'وم' واعتمادا على تقنيات التسجيل، يمكن ال'وم' أن يملك نمط فريد من نوعه قد اعتمدت الهدف من هذا العمل هو التعرف إلى ما إذا كان ال'وم' الملتقط عن طريق المرنشح لابلسي معزول أو متداخل وذلك استنادا إلى خصائصه الشكلية الجديدة التعريف باستخدام مصنف المنطق الغامض. هذه المعرفة يمكن أن تساعد على كشف ال'وم' المريضة أو على تفكيك الإشارة الكهروعضلية.

يمكن أن يؤدي التداخل بين مختلف المكونات كـ ال'وم' إلى التباس في التعرف إلى ال'وم' ما إذا كان معزول أو متداخل ويزيد من هذا الالتباس إشارة الضجيج المرافقة للتسجيل. بالإضافة إلى ذلك، أن هذه المعرفة نسبية. من هذا المنطلق، يبدو أن المنطق الضبابي أكثر مناسبة للاضطلاع بهذه الحالات التي يكون فيها الغموض وعدم اليقين سائدين. لذلك تم إنشاء مصنف ضبابي اعتمد على قواعد من نوع 'إذا-فـ' باستعمال أمثلة تدريب حيث تم تحسين هذه القواعد بواسطة الخوارزميات الوراثية (خ. و).

بيانات التدريب شملت استخدام إشارات كهروعضلية مقدمة من طرف ثلاث عضلات: العضلة الناصرة المبعدة لإبهام اليد (APB)، العضلة الظهربية الأولى بين العظام لليد (FDI) و العضلة ذات الرأسين العضدية (BB) لـ 11 شخص صحيح (غير عليل). تعرف المصنف الضبابي إلى ال'وم' ألياً مع أداء 95.03 % و الذي تم تحسينه إلى 97.8 % عن طريق ضبط درجات بيتين القواعد باستعمال ال'وم'. و استخدمت الإشارات الاصطناعية كمرجع لمزيد من تقييم أداء المصنف. تبين من هذه الدراسة أن التعرف على ال'وم' يعتمد بشكل كبير على مستوى الضجيج وهو مقبول نزولاً إلى مستوى 20 dB مع احتمال كشف يقدر بـ 0.96. التعرف على ال'وم' المتراكب يعتمد قليلاً على مستوى الضوضاء مع احتمال كشف حوالي 0.8. و يعزى عدم التعرف هذا أساساً إلى التزامن بين و درجة التداخل الصغيرة.

كلمات البحث: كمون فعال الوحدة المحركة؛ الكهروعضلية عالية الدقة؛ مرنشح لابلسي؛ تحديد الخصائص؛ التعرف على الأنماط؛ قواعد إذا-فـ؛ الضبابية؛ المصنف الضبابي؛ بحث الأمثلة.

Abstract

Muscular contraction is very vital for our life as it allows all kind of movement and physical activities. The motor unit (MU) is the smallest functional element of the muscular contraction and thus, it is very important to study and investigate. In this work, MUs have been studied and investigated throughout their action potentials (MUAP) detected via multi-electrodes placed on the surface of the muscle. The idea of 'besides the MU properties and depending on the recording techniques, MUAPs can have unique pattern' was adopted. The aim of this work was to recognise whether a Laplacian-detected MUAP extracted from the surface electromyography signal (sEMG) is isolated or overlapped basing on novel morphological features using fuzzy classifier. This recognition can be helpful to investigate abnormal MUAPs and to decompose the SEMG signal.

The overlapping between MUAPs can leads to ambiguous situation in which, overlapped MUAPs seen as isolated ones. Moreover, by the noise effect, isolated MUAPs can be seen as overlapped ones. Additionally, the overlapping is a matter of a degree. From these traits of overlapping, fuzzy logic seems to be able to undertake those situations where the ambiguity and uncertainty are present. A fuzzy classifier based on 'If...then' rules was elaborated using learning examples and optimized by genetic algorithm (GA) to improve the classification rate.

Training data set was constructed using signals provided by three muscles: the abductor pollicis brevis (APB), the first dorsal interosseous (FDI) and the biceps brachii (BB) muscles of 11 healthy subjects. The proposed fuzzy classier recognized automatically the isolated MUAPs with a performance of 95.03% which was improved to 97.8% by adjusting the certainty grades of rules using GA. Synthetic signals were used as reference to further evaluate the performance of the elaborated classifier. The recognition of the isolated MUAPs depends largely on noise level and is acceptable down to the signal to noise ratio of 20 dB with a detection probability of 0.96. The recognition of overlapped MUAPs depends slightly on the noise level with a detection probability of about 0.8. The corresponding misrecognition is caused principally by the synchronisation and the small overlapping degree.

Keyword: Motor unit action potential; High spatial resolution EMG; Laplacian filter; Parameterization; Pattern recognition; Fuzzy 'if-then' rules; Fuzzy classification; Optimization.