

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS –SETIF-
UFAS (ALGERIE)

THÈSE

Présentée à la faculté des Sciences de l'ingénieur

Département d'Electronique

Pour l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Par :

REFFAD AICHA

Thème

Modélisation et Identification du potentiel d'action d'une unité motrice

Soutenue le Mercredi 21 Janvier 2009

devant le jury composé de :

Mr A. MERZOUKI	Prof à l'université de Sétif	Président
Mr F. DHAHLI	Prof à l'université de Sétif	Examineur
Mr H. TEBBIKH	Prof à l'université de Guelma	Examineur
Mr A. GOUTAS	M.C à l'université de Skikda	Examineur
Mr K. KHELIL	M.C Centre universitaire de Souk Ahras	Examineur
Mr R.E BEKKA	Prof à l'université de Sétif	Rapporteur

A mon pays l'ALGERIE

A mes très chers parents

A mon cher mari

A mes chers frères et sœurs

A mes amies 'ASDIKAOU A RAHMANE'

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 remercie Monsieur Abdelaziz Merzouki, Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif, pour avoir accepté d'être président du jury.

Je remercie Monsieur Farid Djahli, Professeur à l'université Ferhat Abbas de sétif, pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Je remercie Monsieur Hicham Tebbikh, Professeur à l'université 8 mai 45 de Guelma, pour avoir accepté d'être membre du jury.

Je remercie Monsieur Ahcène Goutas, Maître de Conférences à l'université du 20 Août 1955 de Skikda, pour avoir accepté d'être membre du jury.

Je remercie Monsieur Khaled Khelil, Maître de Conférences au centre universitaire de Souk-ahras, pour avoir accepté d'être membre du jury.

Je tiens à remercier vivement Monsieur Roberto Merletti, Professeur à l'université polytechnique de Turin, Directeur du laboratoire LISIN, sans oublier tous les membres de son laboratoire.

Table des matières

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

Chapitre I : Notions fondamentales de l'électromyographie et des réseaux de neurones

Partie I : Notions fondamentales de l'électromyographie

1.1. Introduction.....	5
1.2. Génération et détection du signal EMG.....	6
1.2.1. Physiologie de base de la génération du signal EMG.....	6
1.2.1.1. Unité motrice.....	6
1.2.1.2. Le potentiel d'action.....	8
1.2.1.3. Propriétés de contrôle de l'unité motrice.....	10
1.2.1.3.1. Principe de grandeur.....	10
1.2.1.3.2. Principe de la source commune.....	11
1.2.1.4. Signaux EMG générés au cours des contractions.....	11
1.2.2. Le volume conducteur.....	12
1.2.2.1. Effet des tissus entre les sources et les électrodes d'enregistrement.....	12
1.2.2.2. Effet du volume conducteur sur les potentiels détectés.....	13
1.2.3. Equipement, détection et techniques d'enregistrement.....	14
1.2.3.1. Electrodes de surface.....	14
1.2.3.2. Technologie des électrodes.....	16
1.2.3.3. Impédance des électrodes.....	16
1.2.3.4. Techniques d'enregistrement.....	16
1.2.3.4.1. Filtre spatiaux.....	17
1.2.3.4.2. Principe de l'échantillonnage spatial de l'EMG de surface.....	19
1.2.3.4.3. Nature du signal EMG.....	23
1.2.4. Applications en EMG.....	23

Partie II : Réseaux de neurones

1.3. Introduction.....	25
1.3.1. Le modèle biologique.....	25
1.3.2. Le modèle mathématique.....	26
1.3.3. Structure des connexions.....	28
1.3.4. Apprentissage.....	29
1.3.4.1. Le modèle du perceptron.....	30
1.3.4.2. Le modèle du perceptron multicouche.....	31
1.4. Limite des réseaux de neurones.....	34
1.5. Conclusion	35

Chapitre II : Modèles des signaux EMG de surface

2.1. Introduction.....	36
2.2. Modèle tripole.....	37
2.2.1. Modèle du potentiel d'action de la fibre.....	37
2.2.2. Génération et extinction du tripole.....	38
2.2.3. Calcul du potentiel d'action de l'unité motrice PAUM.....	39
2.3. Modèle dipôle.....	40
2.3.1. Modèle du potentiel d'action de la fibre musculaire.....	40
2.3.2. Modèle de l'unité motrice.....	41
2.3.3. Discussion.....	46
2.4. Modèle planaire multicouche.....	46
2.4.1. Modélisation du volume conducteur.....	47
2.4.2. Modélisation du système de détection.....	48
2.4.3. Calcul du potentiel de la peau dans le domaine spatial.....	50
2.4.4. Description de la source de courant et le calcul du signal dans le domaine temporel.....	53
2.4.4.1. Description de la source.....	53
2.4.4.2. Calcul du signal de surface dans le domaine temporel.....	54
2.5. Conclusion.....	55

Chapitre III : Modèle cylindrique multicouche

3.1. Introduction.....	57
3.2. Géométrie du volume conducteur.....	57
3.2.1. Description de la source.....	59
3.2.2. Calcul du signal de surface dans le domaine temporel.....	59
3.2.3. Dérivation de la fonction de transfert spatial.....	61
3.2.4. Calcul de la fonction de transfert du volume conducteur cylindrique multicouche	61
3.3. Configuration et dimensions physiques des électrodes.....	67
3.4. Effets de quelques paramètres du modèle sur la morphologie du PAUM.....	71
3.4.1. Paramètres du système de détection.....	73
3.4.1.1. Effet de la taille et emplacement des électrodes.....	73
3.4.1.2. Effet de la distance inter-électrode.....	78
3.4.1.3. Effet de l'inclinaison du système de détection.....	80
3.4.2. Effets des caractéristiques musculaires.....	83
3.5. Conclusion.....	86

Chapitre IV : Paramétrisation du potentiel d'action de l'unité motrice PAUM

4.1. Introduction.....	87
4.2. Non linéarité des paramètres.....	89
4.3. Définition des paramètres.....	92
4.4. Sélection des paramètres.....	95
4.4.1. Comportement singulier des paramètres.....	95
4.4.2. Comportement global des paramètres.....	100
4.5. Conclusion.....	104

Chapitre V : Identification des caractéristiques musculaires

5.1. Introduction.....	105
5.2. Principe de l'identification.....	106
5.2.1. Système d'identification global 'GIS'.....	106
5.2.2. Système d'identification séparé 'SIS'.....	110
5.3. Evaluation des résultats et performance.....	114
5.3.1. Variation du rayon de l'électrode.....	117
5.3.2. Variation de la dimension des électrodes rectangulaires.....	119
5.3.3. Variation de l'angle d'inclinaison du système de détection.....	120
5.4. Conclusion.....	121
Conclusion générale.....	122
Bibliographie	124

Introduction générale

Introduction générale

Le signal Electromyographique de Surface (SEMG) est qualifié d'interférentiel et est généralement paramétré à l'aide de quantités statistiques relatives à des moyennes temporelles ou spectrales. La recherche d'une modélisation statistique du signal SEMG permettant de résumer l'essentiel de l'information qui y est contenue et de suivre l'évolution de ses caractéristiques au cours du temps dans un but d'aide au diagnostic est devenue un processus décisionnel en constante augmentation. En effet, les applications médicales utilisant les signaux EMG servent, essentiellement à détecter des problèmes neuromusculaires car ces pathologies peuvent être caractérisées, entre autres, par un changement de la morphologie de ces signaux. De principaux travaux ont été accomplis dans ce domaine pour caractériser des pathologies neuromusculaires à partir des paramètres du signal SEMG [Hogrel, 2005]. Un accent a été mis sur l'EMG de surface à haute résolution spatiale parce que cette technique présente à l'heure actuelle le meilleur compromis entre la sélectivité et la représentativité de l'activité musculaire en termes de détection.

La complexité des signaux SEMG incitent les chercheurs à extraire et à étudier l'information musculaire à partir du potentiel d'action de l'unité motrice (PAUM). En effet, la nature de l'information EMG peut être commodément groupée en deux catégories : les propriétés morphologiques et les propriétés de contrôle. La morphologie décrit les paramètres de la forme du PAUM comme l'amplitude crête à crête, la durée, le nombre de phases et la surface du signal [Lindstrom and Magnusson, 1977], [Stulen and De Luca, 1981], [Merletti et al., 1992, 1999a,b]. La morphologie du PAUM décrit les caractéristiques reliées aux propriétés physiologiques et anatomiques des fibres musculaires. Ce sont ces paramètres que les cliniciens sont accoutumés à évaluer durant les examens cliniques électromyographiques [Stegeman and Linssen, 1992]; [Roeleveld et al., 1997a,b], [Disselhorst-Klug et al., 1998]. Les propriétés de contrôle des unités motrices imposent les caractéristiques de l'unité motrice. Par conséquent, ces caractéristiques fournissent une description de la manière avec laquelle les unités motrices sont contrôlées par le système nerveux central et par le système nerveux périphérique. Cliniquement ces caractéristiques quantifient les maladies du motoneurone (De luca and adam, 1999).

La complexité des informations contenues dans les séquences biologiques du signal SEMG est un problème en soi. En effet, ces caractéristiques sont difficilement identifiables car elles ne sont pas mesurables directement. Identifier correctement ces caractéristiques requiert souvent des approches nouvelles, qui viennent appuyer les méthodes d'estimation par des paramètres temporels comme la valeur efficace (RMS) ou le taux de passage par zéro et par les paramètres spectraux comme la fréquence médiane et la fréquence moyenne. Une étude statistique de nouveaux paramètres devient susceptible d'apporter des informations supplémentaires utiles à analyser la masse d'informations provenant du signal SEMG pour en extraire une représentation plus synthétique sous la forme d'un nombre

raisonnable de paramètres pertinents. Certains chercheurs ont choisi d'utiliser l'approche neuronale [Bekka et al., 2002] car les réseaux de neurones sont des outils puissants dotés de plusieurs capacités. Parmi ces capacités, la capacité d'apprentissage et par conséquent de la généralisation, la non linéarité qui leur permet d'étudier des systèmes complexes, l'universalité qui leur permet de partager des théories et des algorithmes avec plusieurs domaines scientifiques. Les réseaux de neurones éliminent le besoin de trouver une relation qui décrit mathématiquement la sortie comme une fonction des données d'entrée. Ceci constitue leurs avantages par rapport aux techniques statistiques classiques où il est supposé typiquement qu'un modèle correct est connu et l'objectif est d'estimer les paramètres de ce modèle.

Néanmoins l'étude des paramètres a recours à la modélisation et l'utilisation des modèles devient une phase inévitable. En effet, les modèles sont utilisés d'une part pour tenter d'extraire les informations réelles, d'autre part ils permettent un contrôle des variables non accessibles [Merletti et al., 1999b]. Ainsi, la modélisation a un rôle important dans l'interprétation des résultats expérimentaux puisqu'elle fournit d'une part des indications au sujet de la sensibilité des caractéristiques du signal aux mécanismes physiologiques au cours de l'étude et permet, d'autre part, l'estimation des paramètres du système qui ne peuvent pas être mesurés directement. A partir d'un modèle mathématique du muscle 'membre' [Farina et al., 2004a], des simulations numériques ont été réalisées pour générer le signal SEMG détecté dans différentes conditions anatomiques et physiologiques. De tels modèles peuvent être utiles pour comparer la performance du système de détection dans les conditions anatomiques et physiologiques [Helal and Bouissou, 1992], [Farina et al, 2001a, 2002, 2004b] pour améliorer leur conception ou pour choisir leur meilleure manière d'utilisation. En outre, la comparaison des données expérimentales à celles de simulations permet de déduire la valeur des paramètres inconnus ou la configuration géométrique réelle du système de détection [Merletti et al., 2004].

L'ultime objectif de l'utilisation des modèles est aussi double. Ils ne servent pas uniquement à mieux comprendre le déroulement des processus par l'aspect de réduction, mais ils permettent aussi l'estimation des caractéristiques internes au processus par ce qu'on appelle 'le problème inverse' i.e. la reproduction des résultats expérimentaux en adaptant les paramètres du modèle [Merletti et al., 1999b]. La modélisation est également exploitée dans un but d'identification. Plusieurs chercheurs ont identifié certaines caractéristiques musculaires à partir des paramètres du PAUM simulé d'un modèle planaire monocouche [Merletti et al., 1999b]. D'autres ont considéré le volume conducteur moins compliqué que le modèle cylindrique multicouche [Roeved 1997a, 1997b, 1997c].

Afin de nous doter d'un premier outil de simulation, nous avons choisi dans ce travail de tester les performances d'un modèle analytique récemment publié dans la littérature. Ce modèle simule le potentiel d'action d'une fibre musculaire et offre la particularité de décrire le milieu conducteur sous forme de fonction de transfert et ainsi de mener les différents calculs en utilisant la transformée de Fourier rapide pour une optimisation des temps de calcul [Farina et al., 2004a]. Nous avons repris ce modèle pour simuler le potentiel d'action d'une unité motrice constituée d'un ensemble de fibres. Cette unité motrice est située dans le tissu anisotrope du volume conducteur.

A partir du signal PAUM simulé par le modèle cylindrique multicouche et en choisissant un système de détection différentiel double longitudinal. Une nouvelle approche de paramétrisation est proposée pour chercher le vecteur de paramètres le plus représentatif de l'information contenue dans le PAUM simulé. Cette approche est exploitée pour faciliter la procédure d'extraction de certaines caractéristiques de l'unité motrice et celles du volume conducteur. Cette procédure d'extraction constitue la phase de notre

identification basée sur une approche neuronale utilisant le réseau de neurones perceptron multicouche.

Structure de la thèse

Cette thèse s'organise en cinq chapitres. Le premier chapitre comprend deux parties. La première partie présente les notions fondamentales nécessaires à la compréhension de la nature du signal SEMG, du processus de sa génération et des méthodes de sa détection. La deuxième partie rappelle les notions fondamentales des réseaux de neurones facilitant ainsi la compréhension de notre méthode d'identification.

Le deuxième chapitre se concentre sur les différents modèles que nous avons étudiés et simulés. Chaque modèle est discuté selon les exemples choisis pour mettre en évidence l'intérêt de son application ainsi que ses limitations. On considère trois niveaux de représentation pour ces modèles. Le premier est essentiellement considéré comme un modèle de base. La géométrie de son volume conducteur est planaire constituée d'une seule couche représentant le muscle. Le modèle est utilisé pour simuler les différents signaux, monopolaires, bipolaires et les signaux différentiels doubles. Les paramètres du spectre et les paramètres d'amplitude ainsi que la vitesse de conduction sont estimés en fonction des paramètres du modèle. A l'issue de cette estimation, nous montrerons comment ces paramètres affectent la morphologie des signaux simulés. Le second modèle incorpore la même géométrie du volume conducteur, cependant, les phénomènes bio-électriques liés au mécanisme de génération du signal sont différents. Le troisième modèle considère un volume conducteur planaire multicouche. La peau, le tissu adipeux et le muscle sont considérés. Le signal détecté a une évolution dans le temps et dans l'espace, ainsi il est analytiquement décrit comme un signal tridimensionnel.

Le troisième chapitre est consacré à l'étude et à la simulation d'un quatrième modèle dont le volume conducteur est cylindrique. L'importance de ce modèle réside dans le fait qu'il est considéré comme le modèle le plus général et le plus complet comparé aux modèles cités précédemment dans le deuxième chapitre. Dans ce modèle, le volume conducteur est constitué de plusieurs couches (peau, tissu adipeux, muscle et os). La source est une fonction spatio-temporelle qui décrit la génération, la propagation, et l'extinction du potentiel d'action intracellulaire à la plaque motrice, le long de la fibre, et aux tendons, respectivement. Les couches sont anisotropes. Le volume conducteur a un effet du filtrage spatial bidimensionnel.

Le quatrième et le cinquième chapitre contiennent la contribution scientifique originale de cette thèse. En effet dans le quatrième chapitre, nous détaillerons le principe de notre approche de paramétrisation du potentiel d'action de l'unité motrice simulé à l'aide du modèle cylindrique. Quelques travaux de recherches abordés dans le même domaine seront présentés pour situer l'apport de notre contribution. L'objectif fondamental de ce chapitre est de présenter une nouvelle méthode de sélection des paramètres du signal SEMG. Cette méthode de sélection est basée sur deux nouveaux critères, le critère de la similarité et celui de l'homogénéité. Elle nous permettra de choisir un vecteur de paramètres efficace donnant la meilleure représentation de l'information contenue dans le potentiel d'action de l'unité motrice modélisé. Le vecteur de paramètres discriminants représentera le vecteur d'entrée du système d'identification suggéré.

Le système d'identification basée sur l'approche des réseaux de neurones est destiné à identifier deux caractéristiques du volume conducteur à savoir l'épaisseur de la peau et celle du tissu adipeux et deux caractéristiques de l'unité motrice, sa profondeur et la largeur de sa zone d'innervation. L'approche des systèmes d'identification globale et séparé est expliquée dans le cinquième chapitre. L'identification globale identifie les

caractéristiques en question en même temps et les modules des systèmes séparés identifient chaque caractéristique seule indépendamment des autres. Nous présentons les études de simulation relatives à l'évaluation des performances des deux systèmes d'identification. Nous étudierons également la sensibilité de ces systèmes au bruit et la crédibilité de notre approche par l'introduction d'un nouveau test en variant les paramètres du système de détection.

Enfin, nous présenterons une conclusion générale qui situe l'apport de ce travail ainsi que les perspectives envisagées.

Chapitre 1

*Notions fondamentales
de l'électromyographie
et des réseaux de
neurones*

Chapitre 1

Notions fondamentales de l'électromyographie et des réseaux de neurones

Partie I

Notions fondamentales de l'électromyographie : Détection, Traitement et Applications

1.1. Introduction

Carlo Matteucci a démontré en 1938 par l'utilisation des premiers galvanomètres, que des courants électriques sont générés par les muscles durant la contraction musculaire. Ces signaux électriques sont appelés signaux électromyographiques (EMG) [Basmajian and De Luca, 1985].

Au début du 19th siècle, les études de l'activité électrique des muscles sont devenues fréquentes et en 1912 Piper H. rapporte le lien entre les caractéristiques spectrales du signal EMG et la fatigue musculaire. En 1922, Gasser H. S. et Erlanger J. ont utilisé le premier oscilloscope à rayons cathodiques pour observer la morphologie du signal EMG. Ce travail leur a permis d'obtenir le prix Nobel en 1944 en médecine. [Basmajian and De Luca, 1985].

Puisque le signal est de nature stochastique, seulement des informations approximatives peuvent être obtenues à partir de son observation. Initialement, le signal EMG a été utilisé comme un signe de la contraction musculaire, par exemple, dans l'étude du modèle de l'activation des muscles des membres inférieurs durant la locomotion. Dans de telles applications, extraire une information importante du signal est très commode car il est simplement représenté par la présence ou l'absence du signal lui-même.

Depuis 1930, des dispositifs de détection, d'amplification, et d'enregistrement du signal EMG sont devenus disponibles. Durant les 50 dernières années, les physiciens sont devenus capables d'analyser les signaux EMGs détectés par des électrodes à aiguilles insérées dans les muscles. Les résultats obtenus ont révélé des connaissances précieuses concernant la structure et la fonction du muscle, les processus pathologiques et les systèmes nerveux central et périphérique [Basmajian and De Luca, 1985], [Pozzo et al., 2004].

Bien que l'analyse du signal EMG soit très importante dans les pratiques cliniques, sa pertinence clinique est nettement plus limitée que celle de l'électrocardiographie : le signal

produit par le cœur est plus facile à interpréter car il est quasi déterministe et périodique [Knaflitz and Balestra, 1991]. Avec de simples amplificateurs et dispositifs d'enregistrement, les cardiologues peuvent extraire un grand nombre d'informations sur la fonction du cœur en étudiant la morphologie du signal dans le domaine temporel. Une telle approche ne peut être satisfaisante avec le signal EMG [Muhammad, 2001].

Après 1960, la disponibilité des systèmes informatiques a ouvert les portes du traitement du signal numérique ce qui a encouragé le développement de nouvelles techniques pour l'analyse du signal EMG. Deux axes de recherche très importants ont vu le jour :

- Le premier axe est la relation entre le signal EMG détecté par des électrodes de surface et le fonctionnement des muscles ainsi que le système nerveux. Les résultats de cette recherche ont été d'un intérêt capital pour la réhabilitation médicale.
- Le deuxième axe est les nouvelles techniques d'extraction de l'information concernant la stratégie du système nerveux central pour le contrôle des unités motrices. Ces nouvelles techniques ont été exploitées dans plusieurs applications cliniques.

Durant les 20 dernières années, les méthodes de détection et du traitement du signal EMG ont été largement raffinées. La quantité et la qualité de l'information qui peuvent être extraites de ces enregistrements sont actuellement importantes dans le domaine des applications cliniques ainsi que dans d'autres domaines de recherches incluant la réhabilitation médicale, l'ergonomie, le sport et la neurophysiologie [Merletti et al., 2001a], [Pozzo et al., 2004].

1.2. Génération et détection du signal EMG

1.2.1. Physiologie de base de la génération du signal EMG

1.2.1.1. Unité motrice [Pozzo et al., 2004]

Les muscles squelettiques comprennent de longues cellules parallèles (les fibres musculaires) qui constituent une unité structurelle contractile. Chez l'être humain, les fibres musculaires ont des longueurs variant de quelques millimètres à plusieurs centimètres et des diamètres qui varient de dix à cent micromètres. En cas d'excitation, chaque fibre se rétrécit d'environ 57 % de sa longueur. La contraction des fibres est due au processus biochimique qui sera explicité ultérieurement (voir paragraphe 1.2.1.2).

Les fibres musculaires sont activées par le système nerveux central à travers les signaux électriques transmis par les motoneurones. Les motoneurones établissent un rapport entre la moelle épinière et les muscles. Quand il atteint le muscle, chaque motoneurone se branche dans plusieurs terminaux dont chacun crée une connexion électrochimique, appelée plaque motrice ou jonction neuromusculaire (JNM), avec chaque fibre du muscle. Chaque fibre a seulement une plaque motrice et appartient seulement à un motoneurone. Un motoneurone innerve un groupe de fibres musculaires qui constitue ainsi l'unité fonctionnelle la plus petite du muscle. Le motoneurone et les fibres qu'il innerve sont appelés *unité motrice*, un terme introduit par Sherrington en 1929 (figure 1.1). L'inégalité en temps d'activation des différentes fibres de la même unité motrice est due à

deux causes. La première, le délai variable introduit par la longueur et le diamètre des branches d'un même axone innervant un ensemble de fibres musculaires. Ce délai est fixé pour chaque fibre musculaire. La deuxième, le délai est introduit par une décharge aléatoire des paquets d'acétylcholine libérés à chaque plaque motrice. Puisque ce processus est aléatoire, alors l'excitation de chaque fibre de l'unité motrice est une fonction du temps aléatoire. Cette excitation aléatoire de chaque fibre musculaire paraît comme un *Jitter* lorsque les décharges électriques des fibres musculaires individuelles sont contrôlées.

Le nombre de fibres musculaires innervées par le même motoneurone est appelé *rapport d'innervation* (innervation ratio) qui peut varier considérablement d'un muscle à un autre. Le plus petit rapport d'innervation (inférieur à 10) a été observé dans les muscles de l'œil et le plus grand (supérieur à 2000) dans les muscles de la jambe. Le rapport d'innervation est aussi variable dans le même muscle où des unités motrices peuvent comprendre un nombre de fibres dix fois plus grand que d'autres.

Les fibres musculaires d'une unité motrice sont distribuées aléatoirement dans un territoire approximativement circulaire. La densité des fibres dans une unité motrice est plus petite que la densité des fibres musculaires dans le muscle, ainsi le territoire géométrique du muscle rassemble des fibres de différentes unités. Chaque axone atteint les fibres innervées à travers leurs jonctions neuromusculaires qui sont habituellement situées dans la partie centrale des fibres.

Unité Motrice

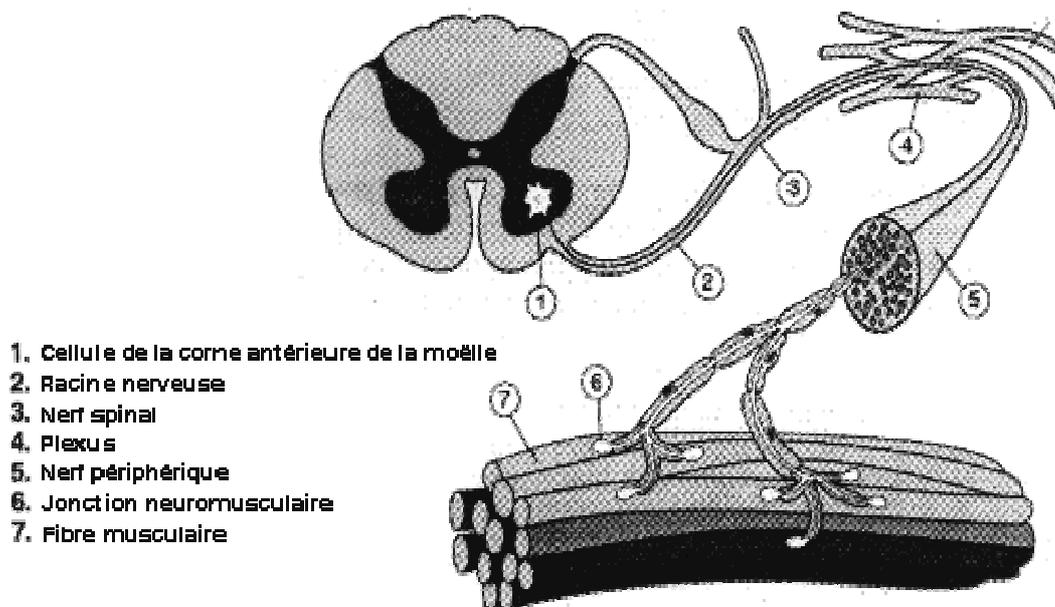


Figure 1.1. Structure de l'unité motrice. Le motoneurone innerve un certain nombre de fibres musculaires à travers les jonctions neuromusculaires [Pozzo et al., 2004].

1.2.1.2. Le potentiel d'action

Si une microélectrode est insérée dans une cellule musculaire, un potentiel de repos de 70 à 90 mV, négatif à l'intérieur de la cellule par rapport à l'environnement extérieur, est mesuré. La génération de ce potentiel dépend de la balance d'ions (ions de sodium et de potassium) traversant la membrane [William et al., 2007].

L'impulsion électrique qui se propage le long du motoneurone arrive à la plaque motrice et détermine l'excitation de la membrane de la fibre musculaire. Dans ce cas une distribution de potentiel localisée dans une partie de la membrane est générée (figure 1.2). La densité de charge (zone de dépolarisation) correspond à cette distribution du potentiel.

Si on suppose un modèle de source en ligne, le courant transmembranaire généré est la dérivée seconde spatiale du potentiel [Griep et al., 1982]. Les figures 1.3.a et 1.3.b montrent la zone de dépolarisation de la cellule musculaire, sa représentation schématique comme un courant tripole et sa contribution à la surface pour deux profondeurs. Plus la source est profonde, plus la distribution du potentiel bidimensionnel est diffusée et son amplitude est faible [Merletti and Parker, 1998].

Les zones de dépolarisation se propagent le long des fibres musculaires à partir des jonctions neuromusculaires vers les limites tendineuses. La vitesse avec laquelle le potentiel d'action se propage dépend du diamètre et du type de la fibre. Cette vitesse est appelée '*vitesse de conduction*'.

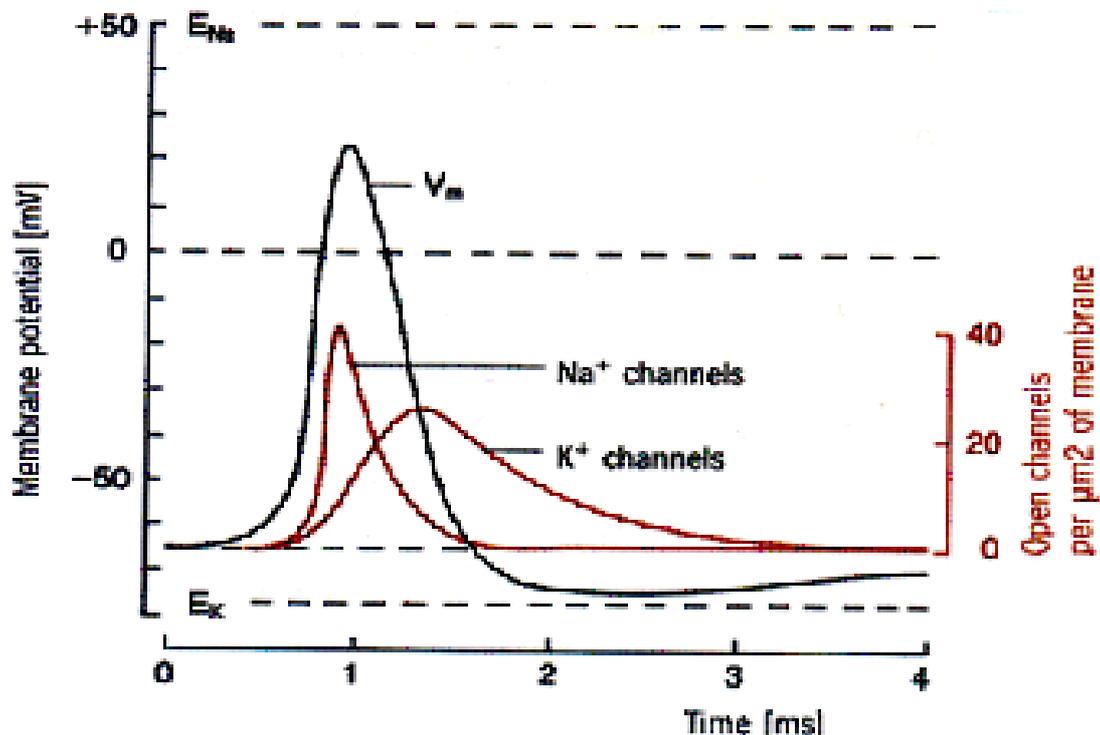


Figure 1.2. Le potentiel d'action généré dans les cellules excitables. Les perméabilités des ions de sodium et de potassium sont qualitativement présentées comme des fonctions du temps. La dynamique des perméabilités des différents types d'ions détermine la forme du potentiel d'action [Pozzo et al., 2004].

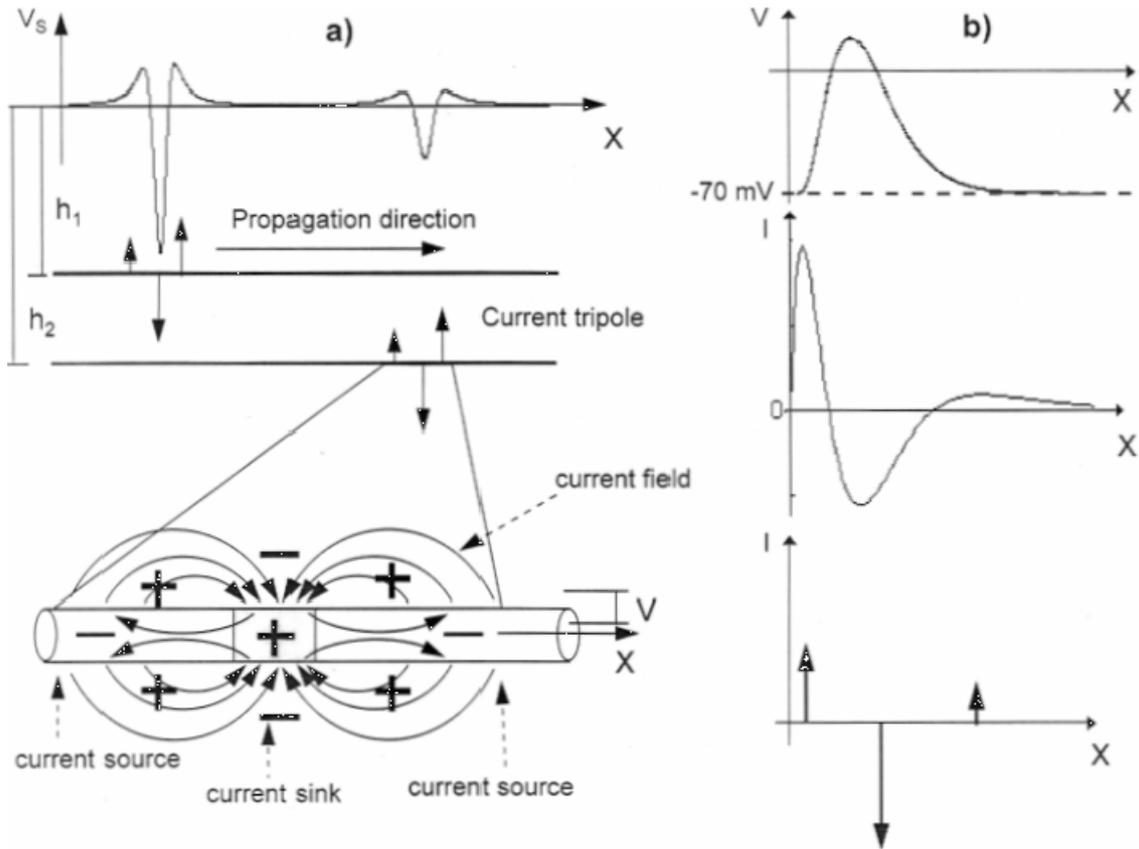


Figure 1.3. (a) Zone de dépolarisation de la fibre musculaire, description du courant membranaire et les potentiels de surface monopolaires 'V' générés sur la peau par deux zones de dépolarisation à deux profondeurs différentes h_1 et h_2 . (b) Tension transmembranaire de la fibre musculaire, courant, et modèle tripôle du courant transmembranaire [Merletti and Parker, 1998].

A la plaque motrice et les tendons, les potentiels d'action intracellulaires se génèrent et s'éteignent respectivement. Bien que la description physique de ce phénomène est controversée [Dimitrova, 1974], [Dimitrov and Dimitrova, 1998], [Gootzen et al., 1991], [Griep et al., 1982], [McGill and Huynh, 1988], [Merletti et al., 1999], il est généralement supposé que la densité de courant totale le long de toute la fibre musculaire est nulle à chaque instant [Dimitrov and Dimitrova, 1998], [Gootzen et al., 1991].

Le potentiel d'action peut être représenté analytiquement dans le domaine spatial, Rosenfalck (1969) a proposé la fonction suivante :

$$V_m(z) = \begin{cases} Az^3 e^{-\lambda z} - B, & z > 0 \\ 0, & z \leq 0 \end{cases} \quad (1.1)$$

Avec $\lambda = 1 \text{ mm}^{-1}$, $A = 96 \text{ mV} \cdot \text{mm}^{-3}$, $B = -90 \text{ mV}$. La figure 1.4 reporte la représentation de la génération de la première dérivée du potentiel d'action, la propagation, et l'extinction le long de la fibre en se basant sur la description analytique de l'équation 1.1 pour le potentiel d'action intracellulaire.

La somme des potentiels d'action des fibres constituant une unité motrice détermine le potentiel d'action d'une unité motrice.

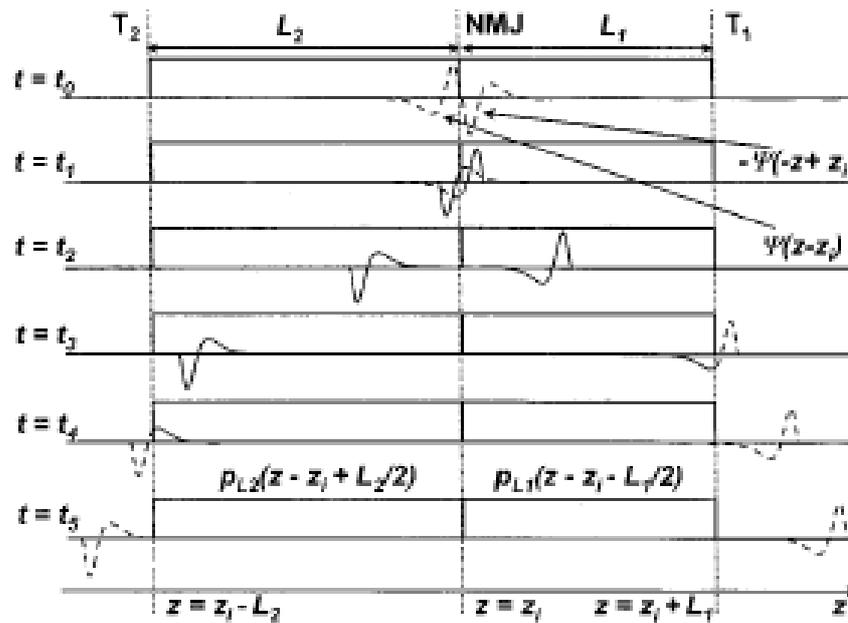


Figure 1.4. La première dérivée des deux potentiels d'action intracellulaires (les densités de courant sources sont proportionnelles à la dérivée seconde des potentiels d'action) se propageant dans des directions opposées le long de la fibre musculaire comme une fonction de l'espace pour six différents instants de temps correspondant à l'étape de la pré génération (t_0), la génération (t_1), la propagation (t_2), l'extinction de la première source (t_3), l'extinction de la seconde source (t_4) et l'instant final (t_5). T_1 et T_2 représentent les tendons, z_1 est la position de la plaque motrice, L_1 et L_2 les longueurs de la fibre à partir de la plaque motrice aux tendons T_1 et T_2 respectivement [Farina and Merletti, 2001c].

1.2.1.3. Propriétés de contrôle de l'unité motrice

Le système nerveux central contrôle l'activation des unités motrices pour optimiser l'interaction entre le corps et l'environnement extérieur. La force du muscle est régularisée par deux mécanismes : le recrutement des unités motrices et la modulation de la fréquence de décharge (firing rate). Ces deux mécanismes existent en différentes proportions pour différents muscles [Pozzo et al., 2004]. En général, les petits muscles (e.g., muscles de la main) recrutent toutes leurs unités motrices à partir de 0 à 50% MVC (contraction volontaire maximale). Le recrutement se base principalement sur la modulation de la fréquence de décharge. Pour atteindre les niveaux de force les plus élevés, une fréquence de décharge d'environ 60 décharges par seconde est nécessaire. Par contre les muscles des membres, comptent principalement sur le recrutement pour la modulation de force, avec un recrutement au dessus de 90% MVC et avec une fréquence de décharge réduite, comptant environ 35 à 40 décharges par seconde [Pozzo et al., 2004].

1.2.1.3.1. Principe de grandeur

Lors d'une contraction musculaire volontaire que l'on peut également définir comme naturelle, les unités motrices sont mises en jeu suivant un ordre de recrutement précis dit séquence rigide. Ce sont, en effet, les petites unités motrices à seuil de recrutement bas qui sont activées en premier, suivent alors les grandes unités motrices à seuil plus élevé. Cet ordre de recrutement en fonction de la taille des unités motrices est habituellement nommé le principe de grandeur ou principe de la taille [Duchateau, 1992].

Lorsque la contraction musculaire est activée par l'électrostimulation, l'ordre de recrutement des unités motrices est différent de celui observé dans le cas précédent, étant donné que la contraction dans ce cas est involontaire. Ce type de stimulation a en effet tendance à favoriser l'excitation des unités motrices les plus proches de l'électrode sans respecter le principe de grandeur [Bosquet, 1996].

La force maximale volontaire est la force la plus élevée que le système neuromusculaire est en mesure de produire lors d'une contraction musculaire volontaire. Différentes études ont été effectuées ces dernières années concernant l'effet de la stimulation électrique sur la force maximale volontaire d'un muscle sain dans le cadre d'un entraînement orienté vers les performances sportives [Bosquet, 1996].

L'ensemble des techniques de renforcement musculaire présentées jusqu'ici dépend du caractère de la contraction musculaire. Deux types de contractions se dégagent, la première volontaire et naturelle et la seconde involontaire et stimulée électriquement. Ainsi, une contraction à caractère volontaire d'un muscle est consciente et requiert une concentration de l'individu, alors qu'une contraction à caractère involontaire est une contraction qui survient par l'intermédiaire d'une excitation extérieure. L'évolution de l'effort musculaire est différente pour ces deux types de contraction. En effet, lors de la contraction à caractère volontaire, les unités motrices sont activées à des fréquences différentes ayant ainsi des effets asynchrones au niveau de l'effecteur musculaire. Le caractère asynchrone a pour effet de procurer une force musculaire en douceur. Par contre, lors de la contraction à caractère involontaire, les unités motrices de même seuil répondent en même temps, d'une manière synchrone au niveau de l'effecteur musculaire. Le caractère synchrone génère ainsi une force musculaire de manière brutale et peut induire une fatigue importante.

1.2.1.3.2. Principe de la 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 [Pozzo et al., 2004].

1.2.1.4. Signaux EMG générés au cours des contractions

Quand les unités motrices sont activées par le système nerveux central, elles produisent un potentiel et ainsi l'activation répétitive de ce potentiel génère des trains de potentiels d'action de l'unité motrice (TPAUM). La somme des trains de potentiel des unités actives constitue le signal EMG interférentiel. Ce signal est stochastique. Le TPAUM est la convolution de la réponse impulsionnelle de l'unité motrice et du peigne de Dirac, décrivant le modèle d'interférence ou '*the firing pattern*' (figure 1.5.A). Un modèle analytique est une banque de filtres dont les réponses impulsionnelles sont des potentiels d'action et dont on somme les sorties. Les entrées sont des peignes de Dirac décrivant l'activation de l'unité motrice [Basmajian and De Luca, 1985], [Merletti and Parker, 1998].

Les muscles peuvent être aussi activés sans une commande d'entrée du système nerveux central, en utilisant des courants générés extérieurement (e.g. à l'aide des stimulateurs électriques) qui excitent les branches nerveuses terminales. Dans ce cas toutes les unités motrices sont activées approximativement au même instant et leur fréquence d'activation est égale à la fréquence de stimulation. Le signal généré est appelé 'onde-M' (figure 1.5.B). Ce signal est la sommation synchrone des potentiels des unités motrices stimulées, il est par conséquent considéré déterministe. Dans ce cas, le modèle de génération du signal est similaire à celui décrit à partir des contractions volontaires mais les entrées sont des trains d'impulsion de Dirac synchronisés [Basmajian and De Luca, 1985], [Merletti and Parker, 1998].

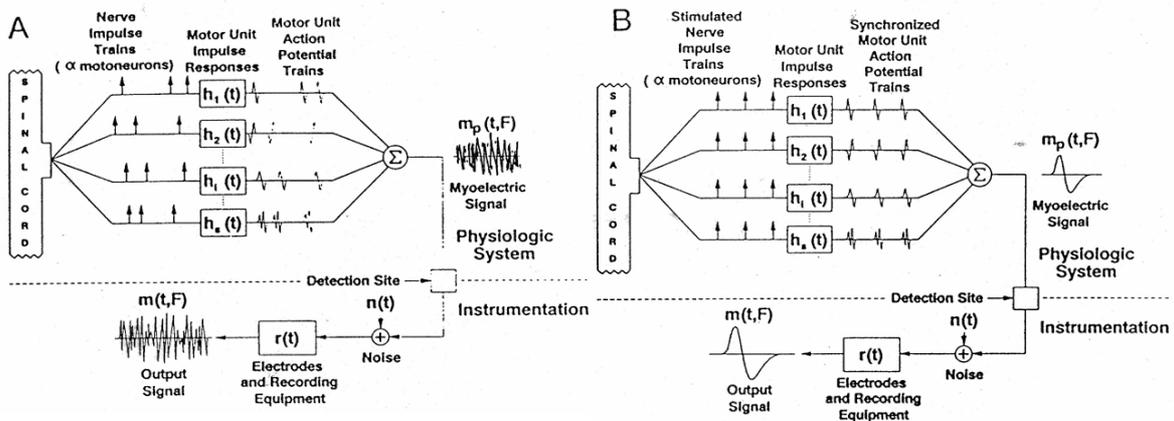


Figure 1.5. Modèle mathématique pour la génération des signaux EMG : A) Modèle de génération du signal myoélectrique durant les contractions volontaires les axones moteurs se déchargent à différents taux. Chaque fonction de transfert d'une unité motrice relie le potentiel de la surface contribué par chaque unité motrice à la pulsation du motoneurone. Les contributions asynchrones génèrent un modèle d'interférence. B) Modèle de génération du signal myoélectrique durant les contractions provoquées électriquement. Les axones moteurs sont déclenchés de façon synchronisée par le stimulus électrique. Les contributions synchrones génèrent l'onde M. [Basmajian and De Luca, 1985], [Merletti and De Luca, 1989].

1.2.2. Le volume conducteur

1.2.2.1. Effet des tissus entre les sources et les électrodes d'enregistrement

La génération du potentiel d'action intracellulaire détermine un champ électrique en tout point de l'espace entourant le milieu de génération. Le potentiel généré par une unité motrice peut être ainsi détecté dans des positions relativement très éloignées de la source. Les tissus biologiques séparant les sources et les électrodes de détection constituent le volume conducteur et leurs caractéristiques affectent fortement le signal détecté. Sous l'hypothèse statique, dans un volume conducteur, le champ électrique et le potentiel satisfont les relations suivantes [Plonsey, 1977] :

$$\nabla \cdot J = I \quad J = \sigma E \quad E = -\nabla \phi \quad (1.2)$$

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 le champ électrique ($V.m^{-1}$), et φ le potentiel (V).

A partir de l'équation (1.2), l'équation de poisson est obtenue:

$$-\frac{\partial}{\partial x}\left(\sigma_x \frac{\partial \varphi}{\partial x}\right) - \frac{\partial}{\partial y}\left(\sigma_y \frac{\partial \varphi}{\partial y}\right) - \frac{\partial}{\partial z}\left(\sigma_z \frac{\partial \varphi}{\partial z}\right) = I \quad (1.3)$$

Cette équation est une relation générale entre le potentiel et la densité de courant dans un milieu non-homogène et anisotrope dans les coordonnées cartésiennes. Si le milieu est homogène, les conductivités ne dépendent pas du point et l'équation suivante est obtenue :

$$-\sigma_x \frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2} - \sigma_y \frac{\partial^2 \varphi}{\partial y^2} - \sigma_z \frac{\partial^2 \varphi}{\partial z^2} = I \quad (1.4)$$

La solution de l'équation (1.4) fournit théoriquement, le potentiel dans n'importe quel point dans l'espace quand les caractéristiques de la source et du milieu sont connues. Le courant transmembranaire peut être approximé par des fonctions simples, cependant la solution analytique de l'équation (1.4) peut être obtenue seulement dans les cas où les conditions aux limites peuvent être décrites dans les systèmes de coordonnées particulièrement simples. La plus simple suggestion proposée pour la résolution de l'équation (1.4) est de traiter le volume conducteur comme un milieu homogène, isotrope et infini [Pozzo et al., 2004]. Dans ce cas, assumant la source distribuée sur une ligne, la distribution du potentiel dans le volume conducteur est donnée par la relation suivante :

$$\varphi(r, z) = \frac{1}{2\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{I(s)}{\sqrt{r^2 + (z-s)^2}} ds \quad (1.5)$$

Où $I(s)$ est la densité de source de courant et σ est la conductivité du milieu. Dans le cas d'un milieu anisotrope, avec $\sigma_x = \sigma_y = \sigma_r \neq \sigma_z$ l'équation (1.5) devient :

$$\varphi(r, z) = \frac{1}{2\sigma_r} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{I(s)}{\sqrt{r^2 \frac{\sigma_z}{\sigma_r} + (z-s)^2}} ds \quad (1.6)$$

Où σ_z et σ_r sont les conductivités du milieu dans la direction de la ligne de la source et la direction radiale, respectivement. Ceci est le cas du tissu du muscle.

1.2.2.2. Effet du volume conducteur sur les potentiels détectés

Selon la modalité d'enregistrement, le volume conducteur peut avoir un effet important ou négligeable sur les signaux EMG acquis. Dans le cas des enregistrements intramusculaire, le système de détection est localisé très proche des sources et ainsi les potentiels détectés sont légèrement altérés par les tissus séparant les sources et les

électrodes. Dans ce cas la bande passante est de 1 à 5 kHz. Si les signaux EMG sont enregistrés sur la surface de la peau, le volume conducteur joue un rôle majeur dans la détermination des caractéristiques du signal. L'effet pass-bas des tissus dans le signal est dans le contenu fréquentiel au dessous de 300 à 400 Hz [Merletti and Parker, 1998].

La distance de la source à partir du système d'enregistrement dans le cas des méthodes de surface implique une faible sélectivité spatiale i.e., la contribution de la source n'est pas confinée dans une région étroite de l'espace. Pour les muscles qui sont proches les uns des autres, il se peut que les signaux générés par un muscle sont également détectés sur d'autres muscles due à la conduction du signal par le volume conducteur. Le signal détecté sur un muscle non actif et généré par un autre muscle soulève le problème d'interférence '*Crosstalk*' qui représente une importante contrainte pour l'interprétation du signal SEMG [De Luca and Merletti, 1988].

L'effet du volume conducteur sur les potentiels détectés détermine les différences entre les enregistrements intramusculaires et ceux de surface. Les enregistrements de surface présentent une faible sélectivité et fournissent une information globale sur l'activité du muscle. Par contre les enregistrements intramusculaires sont extrêmement sélectifs et fournissent une information localisée sur l'activité du muscle [Pozzo et al., 2004], [Basmajian and De Luca, 1985].

Les caractéristiques des deux types d'enregistrements EMG (invasive et non-invasive) déterminent leurs champs d'application spécifiques. Les signaux détectés par la technique d'enregistrement invasive sont largement utilisés dans les études de diagnostic et du contrôle moteur particulièrement lorsqu'il est nécessaire d'identifier sérieusement les instants de décharge (*Firing time*) des unités motrices. Cependant, les enregistrements invasifs permettent directement l'estimation des propriétés physiologiques de l'unité motrice comme la vitesse de conduction. Les signaux SEMG permettent une investigation de la propriété périphérique mais il est difficile de séparer les potentiels d'action des unités motrices à partir de ces signaux. Les techniques de détection, de traitement et d'application de l'électromyographie invasive et non-invasive sont très différentes [Basmajian and De Luca, 1985], [Merletti and De Luca, 1989].

1.2.3. Equipement, détection et techniques d'enregistrement

1.2.3.1. Electrodes de surface

L'électrode de surface est constituée d'une matière conductrice de dimensions et de forme définies. Elle est électriquement connectée sur la peau du patient et maintenue en place par une méthode de fixation appropriée. Généralement les matériaux utilisés pour la fabrication des électrodes sont l'argent solide ou l'or, le chlorure d'argent, le carbone et l'éponge saturé avec un gel électrolyte ou un hydrogel conducteur. Les électrodes appelées 'sèches' ne nécessitent pas l'utilisation d'un gel conducteur. Plusieurs électrodes disposent de surface en gel adhésif, elles peuvent être utilisées d'une manière avantageuse lorsque la stabilité du contact durant le mouvement est nécessaire, e.g. dans l'analyse du mouvement de la marche.

Différents types d'électrodes de surface sont illustrées à la figure 1.6. Les électrodes peuvent être utilisées sous une configuration monopolaire (avec une électrode de référence placée dans une surface électriquement neutre) ou en paires, particulièrement dans les applications où une simple activation du muscle est sollicitée d'être détectée. Dans ce cas, des électrodes adhésives jetables sont préférées dont la surface est d'environ 2 cm² pour

obtenir un contact stable et pour fournir une grande surface de détection avec une impédance faible.

Surface electrodes for bipolar EMG detection and/or electrical stimulation

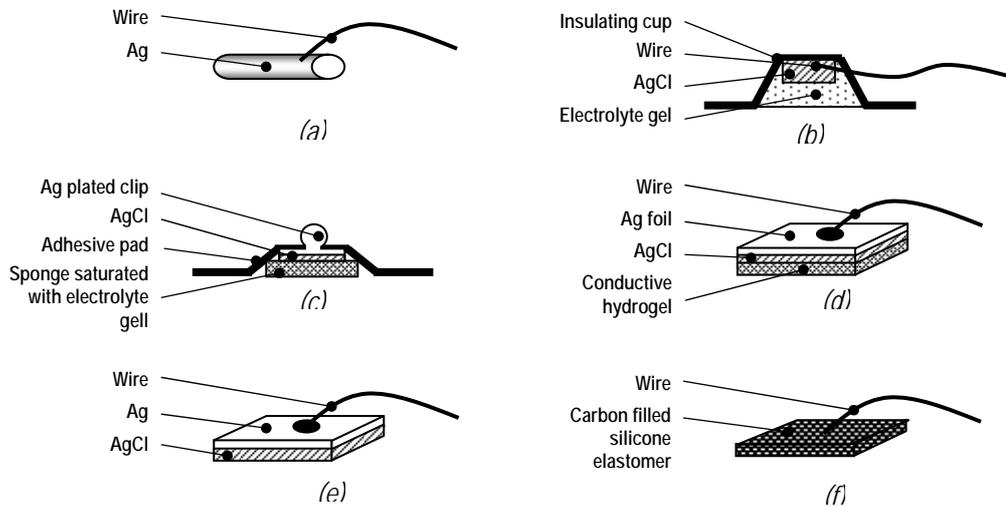


Figure 1.6. Vue d'ensemble de différentes électrodes extérieures : (a) Electrode barre d'AG ou d'AgCl, (b) Electrode encastrée, (c) Electrode jetable avec l'éponge électrolyte-saturée, (d) Electrode jetable d'hydrogel, (e) Electrode de chlorure d'argent-argent, (f) Electrode sèche d'élastomère remplie de carbone [Pozzo et al., 2004].

Mono- and bi-dimensional arrays for multichannel surface EMG detection

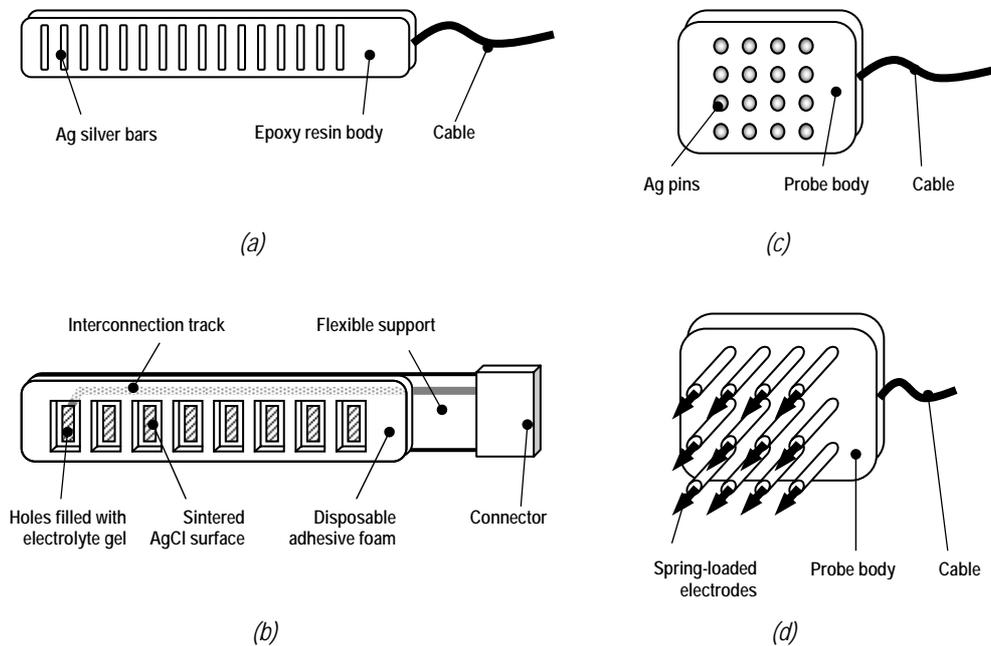


Figure 1.7. Exemples de rangées d'électrodes de surface mono- et bi-dimensionnelles : (a) rangée d'électrodes sèches en barre argentée, (b) rangée d'électrodes adhésive semi-jetable, (c) grille d'électrodes en pins argentées, (d) grille d'électrodes à ressorts avec des bouts pointus [Pozzo et al., 2004].

Dans les applications EMG et pour des objectifs de recherche, les électrodes de surface peuvent être configurées en une combinaison uni ou bidimensionnelle (appelée rangée,

matrice ou grille d'électrodes) pour fournir une information à partir de plusieurs canaux et pour implanter un filtre spatial afin d'améliorer la sélectivité d'enregistrement (figure 1.7).

1.2.3.2. Technologie des électrodes

Le processus de détection du signal biologique est basé sur la traduction du courant ionique, traversant le corps, en un courant électrique (flux d'électrons). Ce processus est accompagné d'une réduction des réactions d'oxydation qui se produisent à l'interface entre les électrodes de détection et les solutions ioniques générées par le corps. Notons dans les situations pratiques, qu'un certain degré d'échange ionique prend place même avec des électrodes sèches. Ceci est dû à la nature humide de la surface de la peau. Le courant qui passe à travers l'entrée de l'amplificateur est dû aussi bien à l'impédance d'entrée non-infinie de l'étage d'entrée et les courants DC non évitables induits par l'amplificateur. Le courant passant à travers l'électrode a un effet de déplacement des électrons à partir de la surface et des atomes superficiels oxydés vers une solution dont ils représenteront ses ions positifs. Ainsi le potentiel de l'électrode de surface change en fonction de la dimension de l'électrode. La tension résultante appelée 'le potentiel demi-cellule' est générée à chaque fois qu'un métal entre en contact avec une solution ionique.

Du point de vue électrochimique, les électrodes peuvent être divisées en deux principales catégories : polarisables et non-polarisables. Les électrodes polarisables parfaitement (i.e., des électrodes fabriquées à partir d'un métal noble, comme le platine) montrent un comportement capacitif et permettent le passage d'un courant entre l'électrode et la solution électrolyte par le changement de la distribution de charge dans la solution.

Les électrodes non-polarisables montrent un comportement plus Ohmique et une meilleure performance en enregistrement en surface EMG et sont ainsi de loin préférées des autres types d'électrodes. Citons parmi ces électrodes non-polarisables, les électrodes 'silver-silver chloride electrodes' qui montrent un comportement proche de l'idéal et elles présentent un bruit électrique plus faible que les électrodes polarisables spécialement en basses fréquences de la bande de l'EMG de surface. Ces électrodes sont recommandées pour mesurer des signaux de niveaux faibles [Pozzo et al., 2004].

1.2.3.3. Impédance des électrodes

Les préamplificateurs EMG doivent posséder une haute impédance d'entrée. L'impédance d'entrée (c-à d. de la source) est typiquement moins de 50 kilo-ohms avec des électrodes en gel et une peau préparée adéquatement. Pour mesurer une tension correctement, la résistance d'entrée du système de mesure devrait être considérablement plus grande que l'impédance au niveau de la surface de détection (peau). Sinon, le signal sera atténué et distordu à cause de la présence des effets du processus de chargement d'entrée. Pour des enregistrements à l'aide des électrodes en gel, une impédance d'entrée d'une dizaine de MOhms est suffisante. Par contre, les enregistrements effectués à l'aide d'électrodes sèches, donc en présence d'une plus haute impédance de l'interface peau-électrode de quelques MOhms, une impédance d'entrée d'ordre de GOhm est exigée pour accomplir un rapport signal sur bruit adéquat [De Luca CJ, 2002].

1.2.3.4. Techniques d'enregistrement

L'identification des unités motrices singulières étaient seulement possible par l'enregistrement invasif en utilisant les électrodes aiguilles. Puisque ces signaux sont obtenus à partir d'une petite surface de détection (ainsi une mesure plus sélective) et la

distance entre l'électrode et l'unité motrice est courte, il est possible d'identifier l'activité d'une seule unité motrice. L'inconvénient de cette mesure invasive est que l'électrode est insérée dans le muscle, en pénétrant la peau. Cette pénétration inconfortable pour le patient introduit les risques de l'infection. Il n'est également pas possible d'observer la propagation de l'onde d'excitation à partir des mesures invasives ou d'effectuer ces mesures pendant une longue durée.

Sans abandonner la technique d'aiguille qui reste nécessaire dans certaines applications, c'est à partir de la fin des années 70 que des méthodes non traumatisantes ont été mises en place. Ces méthodes sont basées sur les électrodes de surface qui surmontent mieux les problèmes engendrés par la technique de détection invasive. Elles sont plus pratiques, spécialement pour une répétition d'enregistrement de longue durée. Elles ne sont pas chères et fournissent une estimation globale des potentiels [De Luca and Merletti, 1988].

L'utilisation des électrodes est simple et peut être faite sans supervision médicale. Puisque l'électrode est non invasive, un enregistrement précis du PAUM est possible [Rau and Disselhorst-Klug, 1997], [Dimitrova et al., 2002]. En utilisant des électrodes multiples, différents sites du muscle peuvent être investigués [Roeleveld et al., 1998]. L'inconvénient du signal SEMG ainsi détecté est qu'il est le résultat de plusieurs potentiels. Ceci est dû aussi bien à la grande surface sur laquelle le signal est détecté et de la distance séparant les électrodes des unités motrices. Par conséquent, il est difficile d'identifier la réponse d'une unité motrice unique à partir de l'enregistrement du SEMG à cause de l'effet du filtrage pass-bas des tissus séparateurs [Rau and Disselhorst-Klug, 1997], [Farina and Rainoldi, 1999]. Il est également difficile d'identifier l'activité de très petits ou profonds muscles [Basmajian and De Luca, 1985] et les caractéristiques musculaires comme la dispersion de l'excitation ou le modèle d'innervation [Rau et al., 1997b]. Pour surmonter ces limitations, des électrodes actives [Basmajian and De Luca, 1985] et des filtres spatiaux [Disselhorst-Klug et al., 1997], [Farina et al., 2003a] ont été implantés pour augmenter la sélectivité des mesures SEMG.

La sélectivité se réfère à la sensibilité du système de détection à une certaine variable. Quand on compare par exemple la sélectivité en amplitude, un système de détection plus sélectif aura une importante diminution en amplitude lorsque la distance entre la source et l'électrode de détection augmente par rapport à un autre système moins sélectif. Le fait qu'un petit changement en organisation de détection (distance entre la source et l'électrode de détection) cause un changement significatif dans la valeur mesurée (amplitude), on parle de sélectivité.

Dans une configuration à électrodes actives, l'amplificateur est une partie intégrante à l'électrode de détection. Grâce à la haute impédance d'entrée et la faible impédance de sortie, l'influence de l'interface peau-électrode est minimisée. La technique des électrodes actives améliore la résolution spatiale et permettent une détection des signaux de faibles amplitudes [Basmajian and De Luca, 1985], [Rau and Disselhorst-Klug, 1997].

1.2.3.4.1. Filtrage spatial

Le premier filtre spatial proposé et implanté est le filtre différentiel simple [Matthews, 1934]. Il est constitué de deux électrodes monopolaires qui enregistrent le potentiel par rapport à un nœud de référence. Les signaux détectés au niveau de ces deux électrodes sont soustraits l'un de l'autre. Cette opération donne ainsi une différence entre ces deux signaux en rejetant le mode commun présent entre eux [De Luca, 2002]. C'est l'ordre le plus bas du filtrage spatial, avec une distribution du potentiel dans la direction de

la configuration des électrodes. Ce filtre est appelé différentiel simple (SD) ou filtre bipolaire et la distance entre les deux électrodes d'enregistrement est la distance inter-électrodes (IED). Lorsque l'IED augmente, l'aire de détection augmente menant à une diminution en sélectivité. Il n'est pas pratiquement possible de réduire suffisamment la distance IED des électrodes bipolaires afin de permettre la détection de l'activité d'une seule unité motrice à des niveaux de contraction élevés [Rau and Disselhorst-Klug, 1997], [Disselhorst-Klug et al., 1999b].

La détection double différentielle (DD) a été décrite et implantée par Reucher et al., (1987a) et De Luca & Merletti (1988). Le système de détection est constitué de trois électrodes et trois amplificateurs différentiels (Figure 1.8). Ce signal est détecté par deux systèmes SD avec une sortie de chaque système de détection (sorties des deux premiers amplificateurs) connectée à l'entrée du troisième amplificateur différentiel. Le signal obtenu à la sortie de cet amplificateur est appelé le signal double différentiel. Le signal DD est ainsi la différence entre les deux signaux SD et il résulte en annulation des signaux simultanément présents au niveau des trois électrodes.

Chacun des trois filtres spatiaux cités précédemment, monopolaire, SD et DD, ont différentes préférences. En effet la détection monopolaire est meilleure pour l'obtention de l'information concernant l'aire du tendon, la détection SD est meilleure pour l'estimation de la zone d'innervation (IZ) et la longueur des fibres. Par contre la détection DD est préférée pour estimer la vitesse de conduction [Merletti et al., 1999b].

Reucher et al. (1987a, 1987b) ont introduit le premier filtre bidimensionnel. Il est constitué de cinq électrodes arrangées en croix (figure 1.9) et est appelé filtre double différentiel normal (NDD) ou filtre Laplacien. Grâce à sa sélectivité améliorée, la détection de l'activité d'une seule unité motrice devient possible même à un niveau de contraction de 100% MVC [Reucher et al. 1987a].

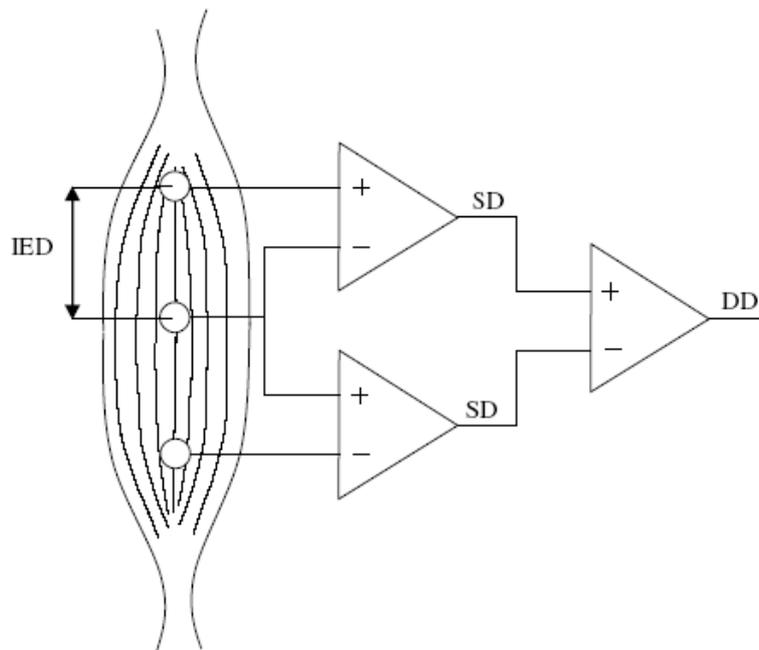


Figure 1.8. Organisation d'enregistrement SD et DD.

Disselhorst-Klug et al. (1997) ont incorporé un nouveau filtre bidimensionnel plus sélectif que le filtre Laplacien dans l'identification des PAUMs singuliers. Il est constitué de neuf électrodes et appelé filtre binomial inverse de second ordre (figure 1.9).

La figure 1.9 montre un exemple de filtres spatiaux utilisés au cours de notre recherche ainsi que les potentiels d'action des fibres détectés avec chacun d'eux.

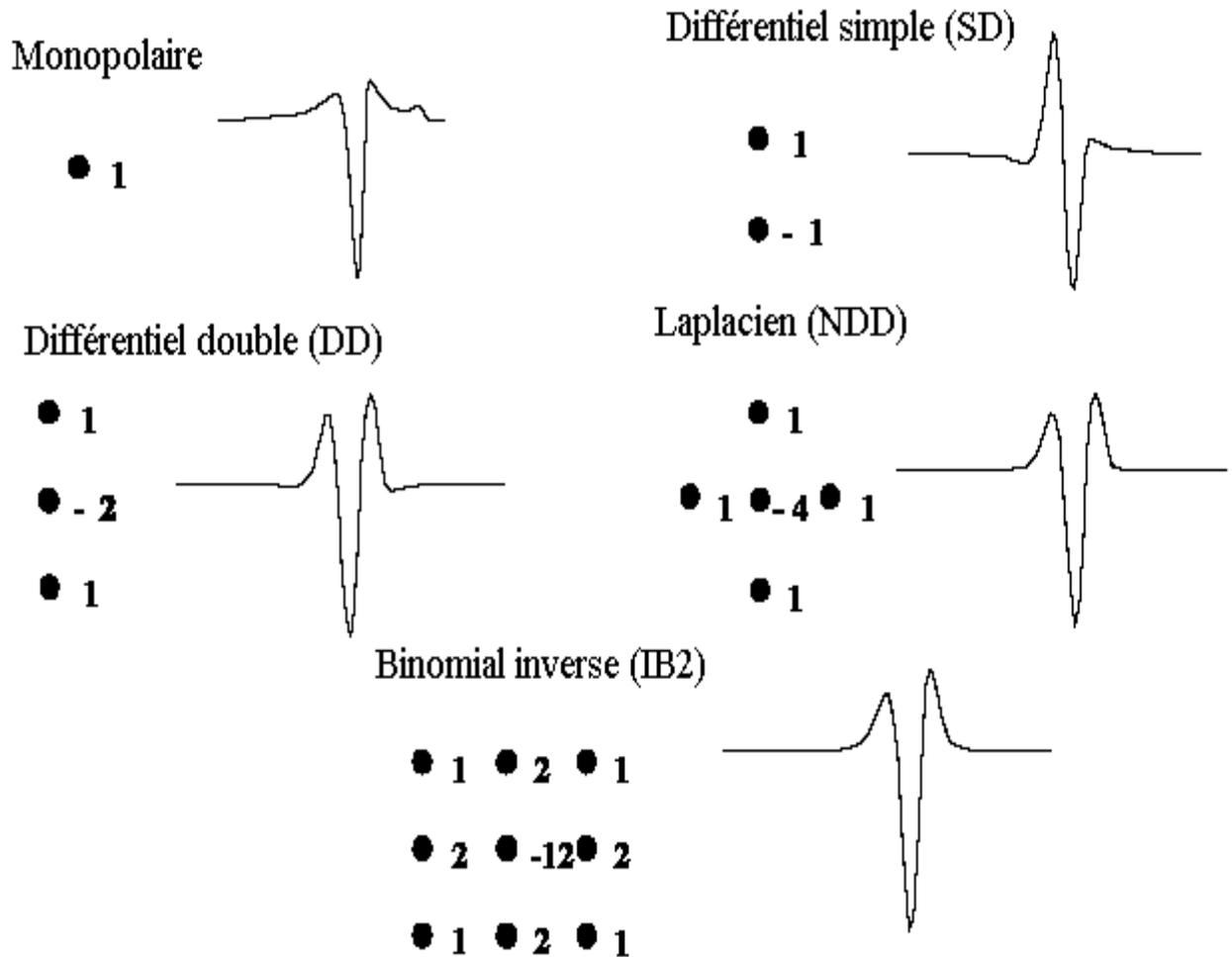


Figure 1.9. Poids utilisés pour les différents systèmes de détection. Une distance inter-électrode de 5 à 10 mm est utilisée pour toutes les illustrations [Viljoen, 2005].

1.2.3.4.2. Principe de l'échantillonnage spatial du signal SEMG

Le signal SEMG a une évolution dans le temps et dans l'espace. Ainsi, il peut être décrit analytiquement comme un signal tri dimensionnel (3-D) dans deux dimensions spatiales (sur le plan de la peau) et une dimension temporelle. La détection de ce signal en un point sur la surface de la peau mène à un signal temporel avec deux coordonnées spatiales fixées au point de détection. Si le signal est détecté avec plusieurs électrodes placées le long de l'une des directions spatiales, sachant que l'autre est fixée, le signal résultant est à deux dimensions, la première dans l'espace et la deuxième dans le temps. Si on considère un système de coordonnées cartésiennes constitué d'un axe parallèle à la direction de la fibre et l'autre perpendiculaire à cette dernière, les coordonnées spatiales

longitudinale et temporelle deviennent corrélées. Dans ce système, la contribution de potentiel d'action intracellulaire (PAI) généré par la fibre musculaire peut être interprétée, durant un intervalle de temps après sa génération à partir de la plaque motrice et avant le début de son extinction au tendon, comme une onde plane traversant le long de la coordonnée spatiale. Le temps et l'espace (selon la direction parallèle aux fibres musculaires) sont reliés à la vitesse propagation des potentiels, i.e., à la vitesse de conduction de la fibre musculaire.

Une configuration, constituée d'un ensemble d'électrodes disposées linéairement sur une barrette (figure 1.10), est un système comprenant plus d'un point de détection localisés le long de la ligne selon la coordonnée spatiale du système défini par la direction des fibres et de l'axe perpendiculaire à cette direction. A l'aide de ces points de détection, on atteint les emplacements dans l'espace où un signal est enregistré. Ainsi, par cette définition, une configuration d'électrodes unidimensionnelle (1-D) ou bidimensionnelle (2-D) (exemple filtre différentiel double, filtre Laplacien ou n'importe quel autre système fournit un seul signal) peut être placée à chaque point de détection de la configuration. L'enregistrement résultant est toujours un ensemble de signaux obtenus à partir d'une distribution linéaire d'emplacements et d'un ensemble de points de contact. Par conséquent le signal est selon une dimension spatiale et une dimension temporelle [Merletti et al., 2003].

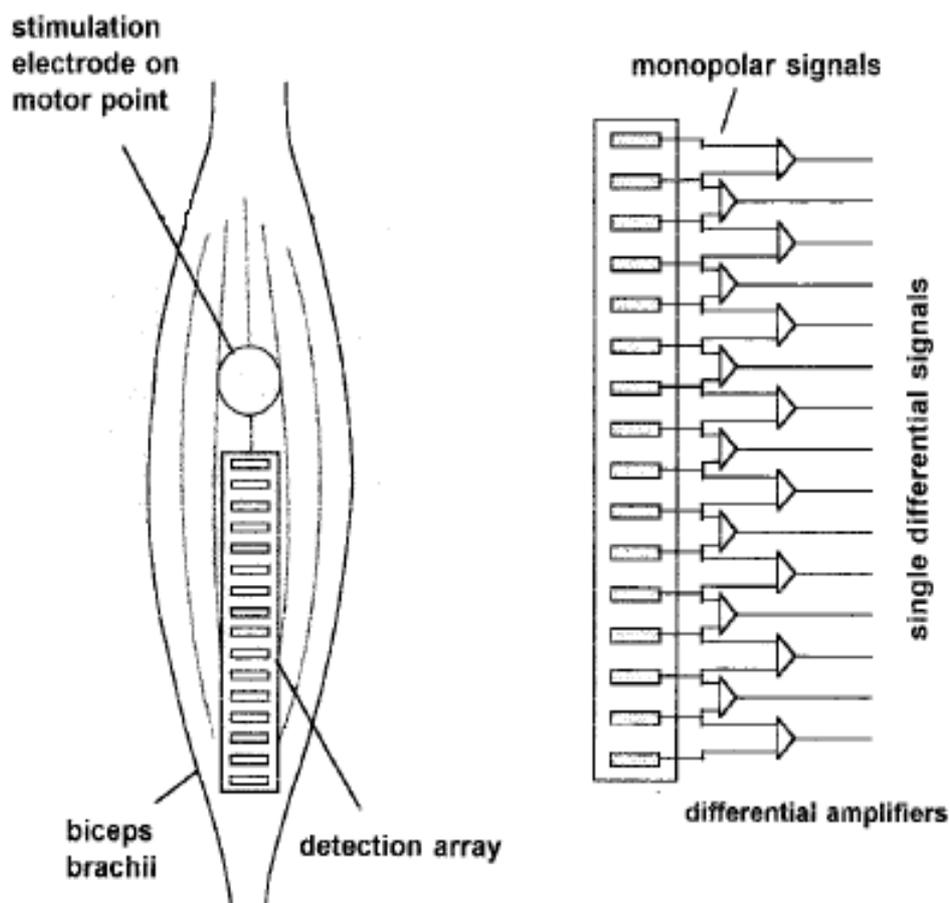


Figure 1.10. Représentation schématique de la modalité de détection à l'aide d'une configuration constituée de 16 électrodes situées linéairement sur une barrette à la surface du muscle biceps brachial et des amplificateurs différentiels [Merletti et al., 2003].

Il est préférable de placer les électrodes parallèlement à l'orientation des fibres musculaires de part et d'autre du point moteur (figure 1.10). Le plus grand effet du signal détecté provient des fibres musculaires, les plus proches des électrodes. Il en est de même pour une détection sélective. Les électrodes doivent être fixées, lorsque cela est possible, par rapport à la position que le muscle aura durant sa phase de contraction qui ne coïncide pas forcément avec la position de repos. La distance inter-électrodes doit être calculée de telle manière que le volume de détection (volume de tissus capté par les électrodes) ne fasse pas intervenir des muscles voisins (effet *crasstalk*) au but recherché. En effet, une distance trop grande augmente le volume de détection. En règle générale, les électrodes détectent des signaux mesurables jusqu'à une profondeur égale à celle de la distance inter-électrodes. Plus la distance entre les deux électrodes augmente, plus les signaux captés proviennent de la profondeur des tissus. Des électrodes rapprochées ont un effet superficiel sélectif [Merletti et al., 2001a].

Le but du choix du placement de l'électrode est de trouver un emplacement de détection afin d'obtenir un signal SEMG bon et stable. Deux stratégies générales de placement des électrodes sont suggérées [Merletti et al., 2003]. Les électrodes peuvent être arrangées longitudinalement le long de l'axe du muscle (parallèlement aux fibres musculaires) et transversalement, perpendiculaire à cet axe.

L'orientation transversale permet d'analyser le taux de diminution de l'amplitude du potentiel lors de l'augmentation de la distance séparant le système de détection de la source. Par contre l'orientation longitudinale est préférée lorsqu'on s'intéresse aux processus de génération, de propagation, d'extinction des PAIs le long des fibres musculaires, à l'identification de la zone d'innervation et à l'estimation de la vitesse de conduction [Reucher et al., 1987a], [Merletti et al., 2003], [Pozzo et al., 2004].

Certains chercheurs ont adopté aussi bien la direction longitudinale que celle transversale pour estimer les propriétés anatomiques de l'unité motrice [Roeleveld et al., 1997a,d].

Un des exemples les plus fréquents est la recherche de l'emplacement de la zone d'innervation. La figure 1.11.a illustre un ensemble de signaux différentiels détectés à partir du biceps brachial en utilisant une rangée linéaire d'électrodes qui s'étend du tendon premier vers le second. Chaque tracé correspond à une paire d'électrodes. Les électrodes en forme de barres d'épaisseur 1 mm et de longueur 5 mm sont en argent. La distance inter-électrode est de 10 mm. La figure 1.11.b montre huit signaux différentiels simples détectés à l'aide de différentes distances inter-électrodes et des emplacements près de la zone d'innervation (ZI). Les observations suivantes sont déduites de la figure 1.11.a :

- a) Un très faible signal est détecté par la septième paire (tracé 7 à partir du sommet) qui est située sur la zone d'innervation.
- b) Chaque signal détecté à partir des paires électrodes restantes se propage à partir de la zone d'innervation (tracé 7) vers les jonctions tendon-muscle (tracés 1 et 14 ou 15).
- c) Les contributions des décharges individuelles peuvent être détectées, reconnues, classées et attribuées aux unités motrices correspondantes.

La figure 1.11.b montre comment les caractéristiques des signaux détectés à l'aide d'une seule paire d'électrodes peuvent changer en fonction de l'emplacement des électrodes et de la distance inter-électrodes. Il est évident que la paire d'électrodes placée symétriquement sur la ZI (comme B, F et G) fournit des signaux faibles et bruités, alors que les paires qui sont à côté de la ZI (comme A et h) fournissent des signaux plus grands que celles qui couvrent la zone d'innervation [Merletti et al., 2001b].

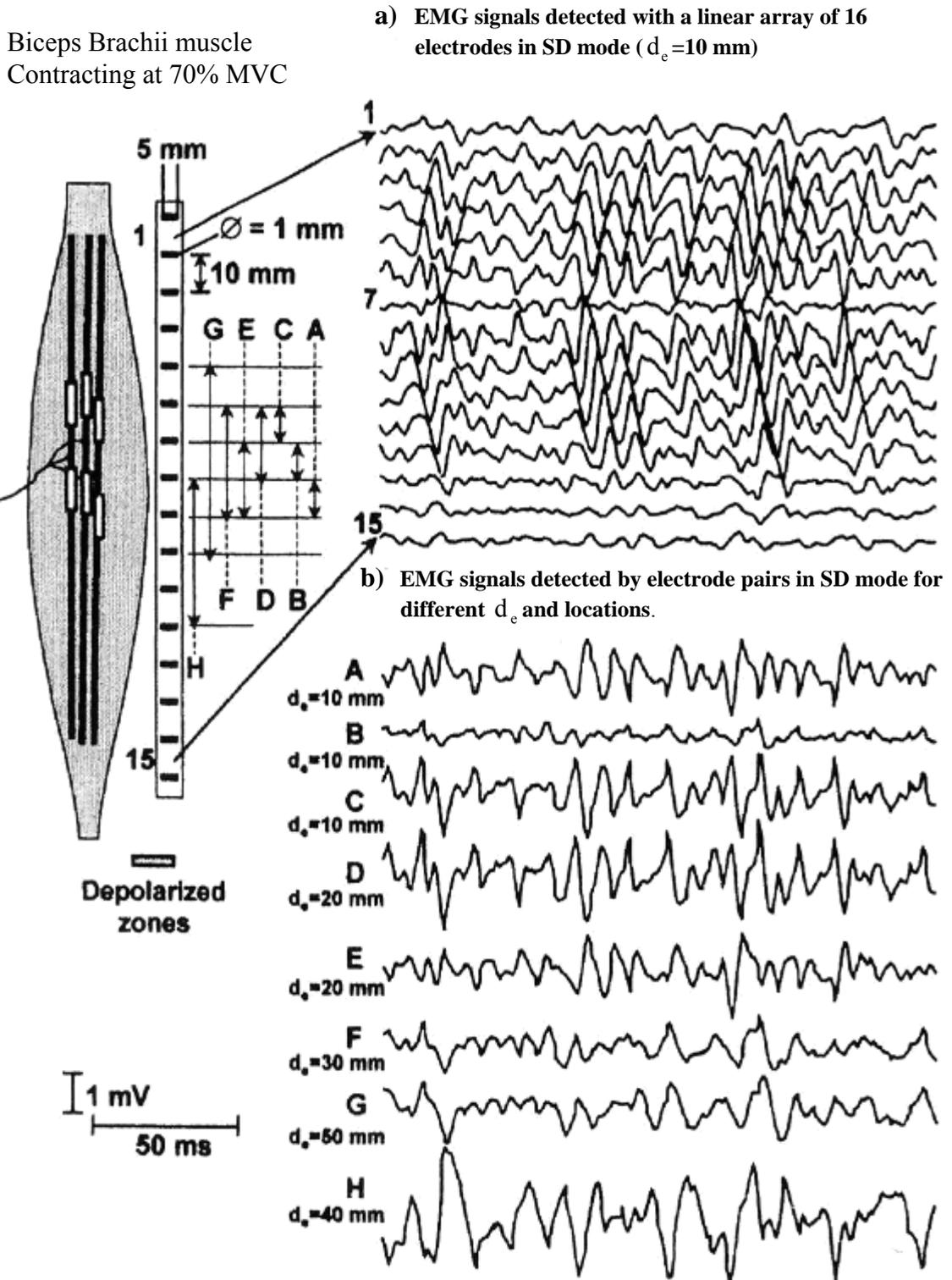


Figure 1.11. EMG de surface à partir du muscle biceps brachial détectés en utilisant une rangée linéaire d'électrodes en forme de barres en argent d'épaisseur 1 mm et 5 mm de longueur espacées équitablement de 10 mm. (a) Quinze canaux différentiels simples sont détectés entre les électrodes adjacentes. Les décharges des différentes UMs, la propagation et l'extinction des potentiels d'action (PAUMs) aux tendons sont évidents. (b) Quand seulement deux électrodes sont utilisées la plupart de l'information est perdue et les caractéristiques du signal sont fortement affectées par l'emplacement des électrodes par rapport à la ZI [Merletti et al., 2001b].

1.2.3.4.3. Nature du signal EMG

Une paire d'électrodes fournit un signal qui apparait aléatoire sans aucune caractéristique déterministe. Ceci est supposé vrai lorsque le niveau de contraction est relativement élevé et le signal est 'interférentiel'. Cependant, l'utilisation d'une configuration de détection constituée d'un ensemble d'électrodes disposées linéairement a montré que la présence des PAUMs en propagation est clairement évidente et que les contributions des différents trains de PAUM peuvent être identifiés même si le niveau de contraction est élevé (Figure 1.12a). Le signal EMG peut ainsi être décrit comme une somme d'ondes déterministes dont le taux de répétition est affecté par des fluctuations aléatoires [Merletti et al., 2001b].

1.2.4. Applications en EMG

Actuellement l'application clinique la plus importante des techniques de l'EMG est basée sur l'utilisation des aiguilles pour le diagnostic des maladies neuromusculaires qui modifient la morphologie des PAUMs [Zwarts and Stegeman, 2003]. Cependant, les techniques de surface sont devenues plus populaires car elles sont non-invasives, non coûteuses et intègre une quantité d'informations beaucoup plus importante; ces techniques sont en puissance plus représentatives que l'EMG clinique conventionnel par aiguille. Les applications principales des techniques de surface sont :

- ✓ Estimation de la vitesse de conduction de la fibre musculaire : le nerf périphérique est électriquement stimulé et la réponse du muscle (onde M) est détectée. Les mesures de la distance entre le point de la stimulation et de l'emplacement de détection avec des mesures appropriées du délai 'stimulus-réponse', permet une estimation de la vitesse de conduction des fibres nerveuses [Arendt-Nielsen and Zwarts, 1989].
- ✓ Les manifestations myoélectriques de la fatigue musculaire : comme la contraction musculaire volontaire ou provoquée électriquement est maintenue dans le temps sous des conditions isométriques, le signal EMG devient progressivement lent. Ce changement, qui précède l'incapacité de maintenir un effort exigé (fatigue mécanique), est défini comme les 'manifestations myoélectriques de la fatigue musculaire' et dépend de la constitution du type de la fibre musculaire. L'évaluation de ces manifestations mène à une estimation non-invasive du pourcentage des fibres de type I et de type II par conséquent à une réduction du besoin de biopsies musculaires. Les manifestations myoélectriques de la fatigue sont également observables dans les contractions volontaires intermittentes et en général dans les contractions dynamiques [Merletti et al., 1992], [Duchene and Goubel, 1993], [Merletti and Parker, 1998].
- ✓ Analyse de la marche et intervalles d'activations du muscle : durant les mouvements, comme la marche, les activités sportives ou durant des exercices de réhabilitation, il est important de choisir le temps et le niveau des activations musculaires individuelles. L'EMG de surface est un outil approprié pour cet objectif [Merletti et al., 2001a]. L'effet du 'crosstalk' et des mouvements relatifs entre les muscles et les électrodes représentent des facteurs importants de recherche [Dimitrov et al., 2003].
- ✓ Contrôle de prothèse : les organes moteurs artificiels des membres [principalement les mains, poignets et coudes) peuvent être contrôlés par les signaux EMG de

surface à partir des muscles situés au niveau de l'endroit de l'amputation [Parker et al., 2006].

- ✓ Biofeedback : fournir au patient l'information en temps réel du niveau de l'activité d'un muscle particulier (ou un groupe de muscles). Le biofeedback aide le patient à apprendre les stratégies afin d'augmenter le contrôle volontaire ou diminuer l'activité involontaire du muscle et ainsi la reprise du contrôle volontaire après une lésion est possible [Ng et al., 2008].
- ✓ Médecine professionnelle et ergonomie : le signal SEMG est utilisé dans les études ergonomiques pour voir comment les facteurs intervenant au cours du travail musculaire, influencent l'activité d'un ensemble de muscles [Rau et al., 1997]. Le champ d'application de l'EMG de surface prend une ampleur considérable ces dernières décennies dans le diagnostic des maladies neuromusculaires par l'étude des différents types de signaux enregistrés et l'évaluation de la variété de leurs paramètres [Rau and Disselhorst-Klug, 1997], [Hogrel, 2005].

Partie II

Réseaux de neurones

1.3. Introduction

Un réseau de neurones artificiels est un formalisme de représentation de la connaissance. Cette connaissance réfère, en général, à l'information emmagasinée ou à des modèles utilisés dans le but d'effectuer des tâches d'interprétation et de prédiction pour répondre au monde extérieur de façon appropriée [Borger & Sona, 2001]. Les réseaux de neurones artificiels sont inspirés des réseaux de neurones biologiques. Au cours de l'évolution, la nature a sûrement optimisé ses modèles de traitement de l'information. Il est donc logique de mimer les structures biologiques du raisonnement pour obtenir des machines 'intelligentes' [Rennard, 2006]. Les réseaux de neurones biologiques sont fondamentalement des structures parallèles et distribuées. L'information y est emmagasinée, traitée et communiquée de façon globale, c'est-à-dire qu'elle ne se retrouve pas dans des sites spécifiques mais bien à la grandeur du réseau. La connaissance est généralement emmagasinée dans les connexions entre les neurones, plutôt que dans les neurones eux-mêmes. Le concept de la connaissance distribuée y est facilement incorporé. Un réseau de neurones artificiel est ainsi caractérisé par des interconnexions entre des unités de traitement simples (*neurones*) agissant en parallèle. Chaque connexion a un poids qui lui est affecté et qui indique l'influence réciproque entre les deux neurones. La modification de ces poids permet l'adaptation et l'apprentissage [Renders, 1995].

1.3.1. Le modèle biologique

Le cerveau est l'inspiration biologique des réseaux de neurones artificiels [Karayiannis and Venetsanopoulos, 1993]. Nous savons maintenant que le cerveau a une architecture complexe : il est composé de plusieurs milliards de neurones et de trillions de connexions entre eux. Ces neurones communiquent entre eux par des signaux électriques [Rennard, 2006].

Le neurone biologique est composé (figure 1.12) :

1. D'un corps cellulaire (*soma*) : Le soma contient le noyau de la cellule neuronale. Il est le centre où s'effectue la synthèse des constituants nécessaires à la structure et aux fonctions du neurone.
2. De dendrites : Les dendrites sont des prolongements du corps cellulaire qui acheminent l'information à l'intérieur du soma.
3. D'un axone : Une fois l'information traitée dans le corps cellulaire, elle est entraînée le long de l'axone.
4. Des ramifications terminales de l'axone : Ces ramifications sont responsables de la transmission des signaux vers les autres neurones.

Les neurones sont connectés entre eux via des *synapses* qui sont les zones de contacts entre les neurones, qui transmettent l'influx nerveux.

Il existe deux types de synapses : les synapses électriques et les synapses chimiques. Pour les synapses chimiques, l'activité est transmise par une substance chimique : le neurotransmetteur. Les synapses électriques, elles, transmettent directement le signal électrique d'un neurone à l'autre. Un neurone *présynaptique* est un neurone conduisant l'information vers une synapse, tandis qu'un neurone qui conduit le signal à partir d'une synapse est un neurone *postsynaptique*. Ces synapses sont soit excitatrices, soit inhibitrices [Renders, 1995].

Une cellule neuronale a une différence de potentiel entre sa membrane interne et sa membrane externe. Au repos, cette différence est de -60mV environ. Si la différence de potentiel de la membrane s'approche d'un certain seuil, la synapse est excitatrice. Si la différence de potentiel s'éloigne du seuil, elle est inhibitrice. L'information passe par l'axone et un potentiel d'action (une brève inversion de la polarité du potentiel de la membrane) sera créé. Ce potentiel d'action passe par une synapse pour influencer l'activité d'un autre neurone qui à son tour produit un potentiel d'action en sommant tous les signaux reçus des autres neurones. Cette notion de sommation est importante, car le modèle artificiel se basera sur cette sommation pour effectuer le traitement à l'intérieur du neurone artificiel [Renders, 1995].

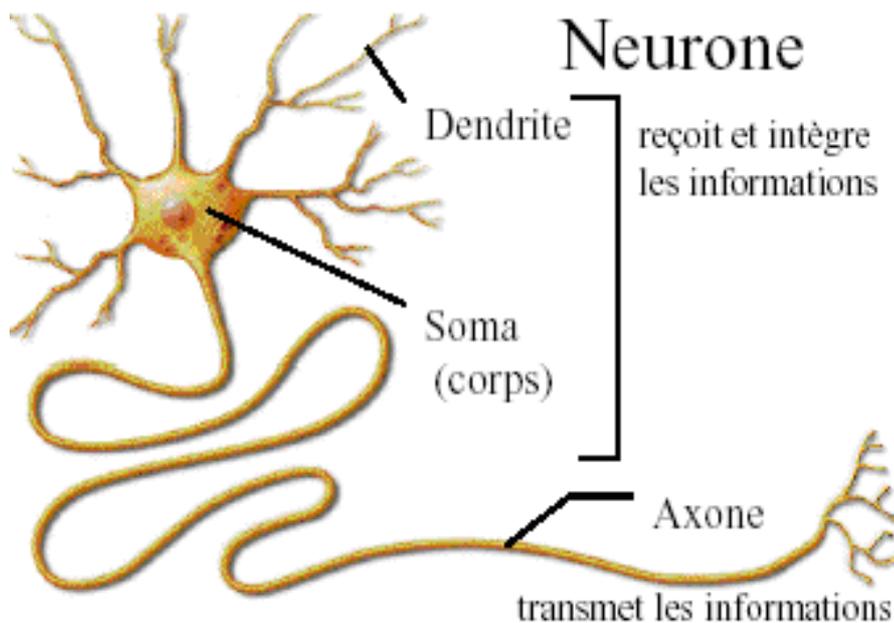


Figure 1.12. Neurone biologique et ses principaux composants.

1.3.2. Le modèle mathématique

Le modèle du neurone mathématique, ou neurone formel, proposé par McCulloch et Pitts, se veut un modèle simplifié du neurone biologique. La figure 1.13 montre un neurone formel. Comme pour le neurone biologique, on retrouve l'équivalent des dendrites, d'un axone et d'un corps cellulaire où le traitement de l'information s'effectue.

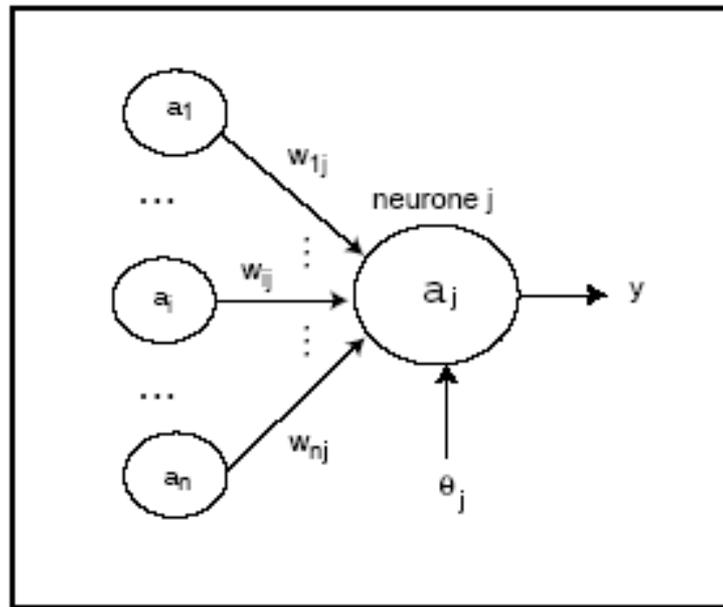


Figure 1.13. Neurone formel.

Le symbole a_j représente la valeur d'activation, ou de sortie, du neurone j . La connexion du neurone i au neurone j a un poids désigné par w_{ij} . S'il n'y a pas de connexion entre deux neurones, on pose $w_{ij} = 0$. Le seuil est noté θ_j . Le calcul de a_j dépend de l'entrée nette, net_j , vers le neurone j :

$$net_j = a_1 w_{1j} + a_2 w_{2j} + \dots + a_n w_{nj}$$

Les deux façons les plus classiques (figure 1.14) de calculer a_j sont l'utilisation d'une fonction de seuil :

$$seuil(net_j) = \begin{cases} 0 & \text{si } net_j < \theta_j \\ 1 & \text{si } net_j \geq \theta_j \end{cases}$$

ou une fonction sigmoïde :

$$sig(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}}$$

La sortie sera donc :

$$a_j = seuil(net_j) \quad \text{ou} \quad a_j = sig(net_j)$$

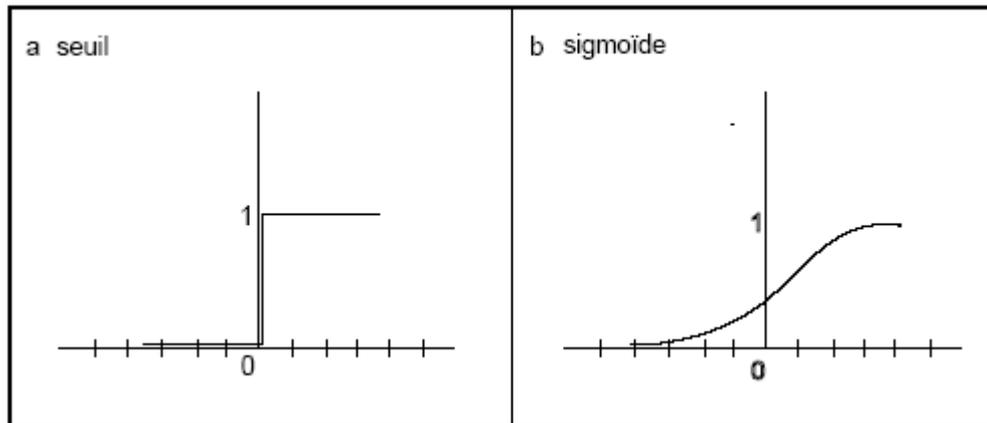


Figure 1.14. Fonctions d'activation. a : Fonction seuil. b : Fonction sigmoïde.

Un neurone avec une fonction d'activation de seuil n'est pas très flexible, car sa sortie est binaire. D'autre part, la fonction sigmoïde peut prendre toutes les valeurs réelles dans l'intervalle $[0,1]$. Elle offre donc beaucoup de souplesse.

Le traitement de l'information semble simple lorsqu'il s'agit d'un seul neurone. Toutefois, il n'est pas évident de décrire la propagation des calculs lorsque les neurones sont en réseaux c'est-à-dire quand plusieurs neurones sont connectés entre-eux.

1.3.3. Structure des connexions

Il existe deux types de structures de connexions. Dans les structures récurrentes (figure 1.15.a), on admet des cycles dans l'architecture du réseau. Alors que dans les structures non-récurrentes (figure 1.15.b), de tels cycles sont interdits [Dreyfus et al., 2002]. Nous allons nous intéresser à ces derniers, qui sont pertinents pour notre recherche, et qui sont les plus couramment utilisés dans le domaine biologique [Kelly et al, 1990].

Les neurones non-récurrents s'organisent naturellement en couches successives. On distingue trois types :

1. La *couche d'entrée* est formée par les neurones qui n'ont pas de connexions entrantes. Un neurone j sera un neurone d'entrée si $w_{ij} = 0$ pour chaque valeur de i . Dans ce cas a_j est donné.
2. La *couche de sortie* est formée par les neurones qui n'ont pas de connexions sortantes. Un neurone j sera un neurone de sortie si $w_{ij} = 0$ pour chaque valeur de i . Dans ce cas a_j est calculé et constitue la 'réponse' du réseau.
3. Les *couches intermédiaires* ou cachées sont formées de neurones qui ont des connexions entrantes et sortantes.

Lorsque les valeurs des neurones d'entrée, les poids de toutes les connexions sont connues, il est possible de calculer successivement toutes les valeurs a_j des neurones du réseau en utilisant les équations de la section précédente.

Une étape cruciale dans la construction d'un réseau de neurones sera la détermination des poids des connexions, c'est l'étape d'*apprentissage* qui fait l'objet de la section suivante.

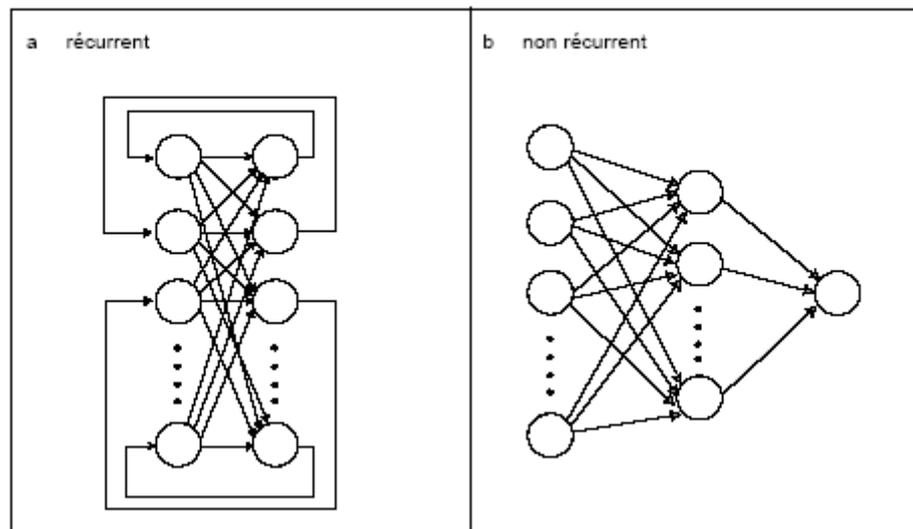


Figure 1.15. Structure de connexions de réseaux de neurones artificiels.

1.3.4. L'apprentissage

Un réseau de neurones doit être entraîné pour pouvoir servir de classificateur. L'apprentissage, dans un réseau de neurones artificiels, est la modification des poids des connexions. On peut diviser les réseaux de neurones selon le type d'apprentissage : les réseaux à apprentissage *supervisé* et à apprentissage *non supervisé*. [Rennard 2006]. Nous nous intéresserons principalement à l'apprentissage supervisé car il est le type d'apprentissage pertinent pour notre recherche. En effet, l'identification des caractéristiques musculaires considérées est basée sur des exemples connus au préalable. Dans un tel type d'apprentissage, on présente au réseau un ensemble d'exemples :

$$(E_1, D_1), (E_2, D_2), \dots, (E_k, D_k).$$

Où chaque E_i est un ensemble de valeurs données aux neurones d'entrée, et chaque D_i correspondant représente les valeurs désirées pour les neurones de sortie.

Lorsqu'un exemple E_i est présenté au réseau, ce dernier calcule une 'réponse' S_i . L'erreur faite par le réseau sur cet exemple est donnée par:

$$(D_i - S_i)^2$$

Cette quantité doit idéalement être nulle dans le cas d'un réseau parfait. En pratique, on se contentera de ramener l'erreur sous un seuil acceptable. Le processus de minimisation de l'erreur peut se faire sur un exemple à la fois, on parle alors d'apprentissage *en ligne*, ou encore en soumettant tous les exemples au réseau et en calculant l'erreur globale :

$$E = \sum_{i=1}^k (D_i - S_i)^2$$

On parle alors d'apprentissage *en lots*.

L'apprentissage en ligne a plusieurs avantages dont la possibilité de traiter de grandes quantités de données, d'effectuer un apprentissage plus rapide lorsque les données sont redondantes et de permettre l'entrée de nouvelles données lors de l'apprentissage. L'apprentissage en lots est moins rapide mais, il permet d'obtenir une meilleure représentation de l'erreur globale E [Rennard, 2006].

La principale technique de minimisation de l'erreur est appelée *descente de gradient*. Il s'agit d'augmenter ou de diminuer chaque poids w_{ij} d'une quantité proportionnelle à la dérivée (taux de changement) de l'erreur par rapport à w_{ij} . Dans les sections suivantes, nous allons présenter plus en détails certains algorithmes utilisés dans les réseaux de neurones de types *perceptron* et *perceptron multicouche*.

1.3.4.1. Le modèle du perceptron

Le *perceptron* est un réseau de neurones artificiels ayant deux couches de neurones : une couche d'entrée et une couche de sortie (figure 1.16). La fonction d'activation des neurones de la couche de sortie est la fonction Seuil. Cette fonction, comme spécifié plus haut, est une fonction ne permettant qu'une sortie binaire (0,1). Si une tâche est résoluble par un perceptron, l'apprentissage supervisé du perceptron convergera nécessairement vers cette solution dans un nombre fini d'itérations [Karayiannis and Venetsanopoulos, 1993].

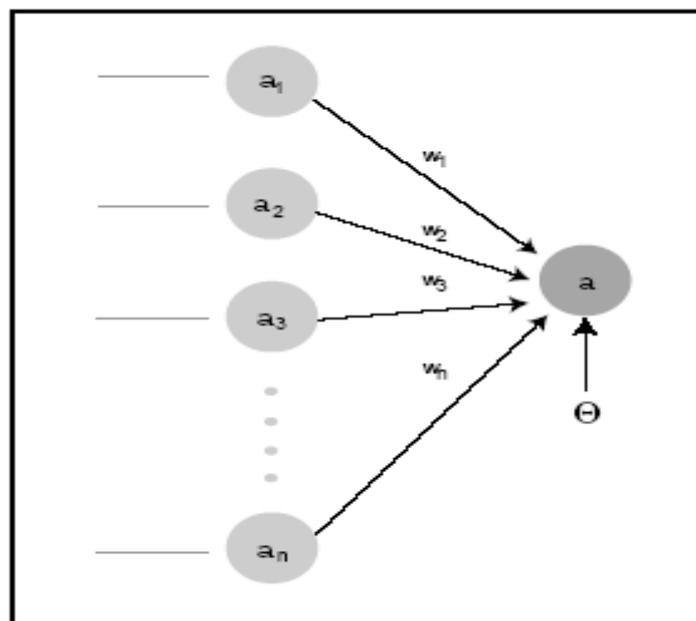


Figure 1.16. Architecture du perceptron.

Grâce à son architecture simple les paramètres associés au perceptron peuvent être décrits par n neurones d'entrée, de valeurs a_1, \dots, a_n , un neurone de sortie dont la valeur sera noté a , une valeur de seuil θ et les poids des connexions w_1, w_2, \dots, w_n , (figure 1.16). Au cours de l'apprentissage, les quantités θ et w_1, w_2, \dots, w_n , vont être modifiées. On note la variable qui indique l'étape de calcul par la lettre t et les valeurs correspondantes par $\theta(t)$ et $w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t)$.

L'apprentissage du perceptron selon l'algorithme de Windrow-Hoff se déroule ainsi:

1. On initialise les paramètres $\theta(t)$ et $w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t)$ au hasard.
2. On présente un exemple au réseau $E = (x_1, \dots, x_n)$ dont la sortie désirée est d .
3. On calcule la sortie : $a = \text{seuil}(\sum_{i=1}^n w_i(t)x_i, \theta(t))$.
4. Si $a = d$ on passe à l'étape 5. Si $a < d$ ou $a > d$ on modifie les poids avec l'équation $w_i(t+1) = \eta[d - a]x_i$.
5. $t \leftarrow t + 1$ et on recommence à l'étape 2 avec le prochain exemple.

Le paramètre η est un nombre inférieur à 1. Il contrôle la 'vitesse d'apprentissage' et est déterminé de manière heuristique. Il est essentiel au bon fonctionnement de la rétropropagation. Trop élevé, il conduit à des oscillations. Trop faible il ralentit la convergence. Dans l'idéal, il doit être augmenté dans les descentes et se réduit quand se produit une oscillation, i.e., un changement de signe de la dérivée de la fonction d'erreur [Rennard, 2006].

1.3.4.2. Le modèle du perceptron multicouche

Le perceptron multicouche est une architecture très utilisée dans le domaine de la bioinformatique. Il est considéré comme un puissant outil très souvent utilisé dans la classification, la régression non linéaire, la reconnaissance de la parole et bien d'autres applications [Schulte et al., 2005], [Feldkamp et al., 1998], [Kelly et al., 1990]. L'architecture du perceptron se compose d'au moins trois couches de neurones. Chaque neurone de la première couche est relié à la suivante par une connectivité totale et ce jusqu'à la couche de sortie (figure 1.17). La première couche est celle d'entrée. La dernière est la couche de sortie, tandis que les couches intermédiaires sont des couches cachées. Typiquement, tous les neurones d'une couche sont connectés à la couche suivante et le flot d'information passe de la couche d'entrée vers la couche de sortie. La fonction d'activation des neurones des couches cachées et des neurones de la couche de sortie est la fonction sigmoïde. Cette différence, par rapport au perceptron, est essentielle à l'entraînement du perceptron multicouche et permet le traitement de problèmes non linéaires.

Le nombre de neurones dans la couche d'entrée dépend de l'encodage des données. Le nombre de neurones de la couche de sortie dépend du nombre de classes nécessaire pour la classification des données. Il n'y a pas de convention pour décider du nombre de neurones des couches cachées et du nombre de couches cachées. Toutefois, un réseau ayant une seule couche cachée peut représenter la plupart des transformations entrée-sortie, s'il a un nombre approprié de neurones et une fonction sigmoïde [Poisson 2004].

Le fonctionnement du perceptron multicouche est simple : chaque neurone de la couche d'entrée génère un signal qui sera envoyé vers les neurones de la (ou des) couche(s) cachée(s). Ces derniers neurones génèrent un signal qui sera reçu par les neurones de la couche de sortie qui engendrent le résultat de la classification. Contrairement au perceptron, il n'est pas garanti que le perceptron multicouche convergera vers une solution, ce qui peut produire des entraînements difficiles et longs dans certains cas [Renders, 1995].

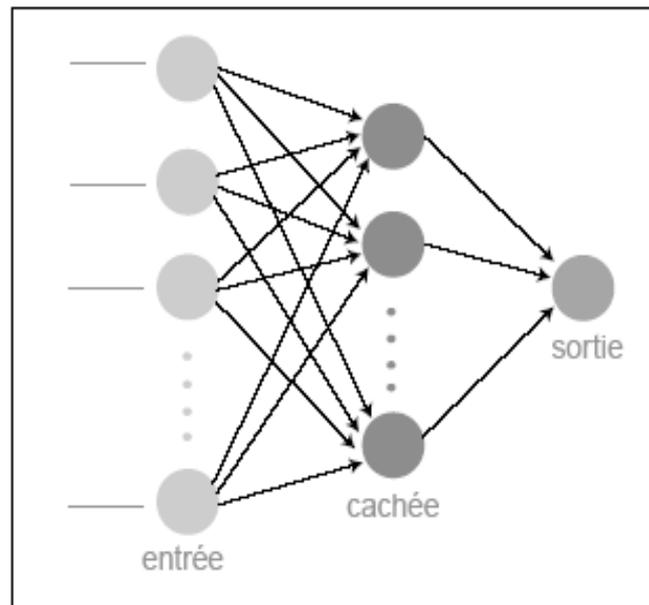


Figure 1.17. Architecture du perceptron multicouche.

L'apprentissage d'un réseau multicouche est nécessairement plus complexe que celui d'un perceptron. Comme les neurones d'une couche cachée n'ont pas de sortie désirée, l'erreur correspondante à ces neurones ne peut être calculée directement. Elle est plutôt calculée grâce aux erreurs de la couche suivante. Comme l'erreur de la couche de sortie est calculable, on peut calculer successivement l'erreur des couches antérieures, cette technique s'appelle la *rétropropagation de l'erreur* [Luo and Unbehauen, 1998].

Avec la rétropropagation, la donnée d'entrée est à plusieurs reprises présentée au réseau de neurones. À chaque présentation, la sortie du réseau de neurones est comparée à la sortie désirée et une erreur est calculée. Cette erreur est alors rétropropagée au réseau de neurones et employée pour ajuster les poids de façon à ce que l'erreur diminue avec chaque itération et que le modèle neuronal arrive de plus en plus près de la reproduction de la sortie désirée. Ainsi l'algorithme de rétropropagation du gradient consiste à déterminer l'erreur commise par chaque neurone puis à modifier la valeur des poids pour minimiser cette erreur. Il faut effectuer des rétropropagations jusqu'à ce que l'erreur quadratique moyenne devienne inférieure à un certain seuil. Cette erreur évalue la performance du réseau multicouche [Willis et al., 1991].

L'erreur quadratique (fonction de coût) est définie comme la somme sur les sorties des carrés des différences entre l'entrée obtenue et l'entrée désirée soit :

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_j e_j^2(k) \quad (5.4)$$

Avec

$$e_j(k) = d_j(k) - y_j(k) \quad (5.5)$$

K représente un temps discret pour une époque.

Les étapes de l'algorithme sont :

1. Prendre un exemple ou couple d'apprentissage. $C_i(x_i, D_i)$ avec x_i est l'entrée du réseau, D_i est la sortie désirée correspondante.
2. Calcul de la sortie y_i du réseau correspondante à l'entrée x_i , les poids w_{ij} des différentes couches sont pris initialement d'une manière aléatoire.
3. Calcul de l'erreur : fonction (sortie estimée - sortie désirée) définit dans l'équation (5.4).
4. Calcul des gradients par l'algorithme de rétro propagation de gradient : on ajuste ou on adapte les poids en minimisant la fonction de coût par la règle d'apprentissage du gradient données par :

$$W_{ij}^{(l)}(k+1) = W_{ij}^{(l)}(k) + \Delta W_{ij}^{(l)}(k) \quad (5.6)$$

Où l est le numéro de la couche.

Avec

$$\Delta W_{ij}^{(l)}(k) = -\mu \frac{\partial E(k)}{\partial W_{ij}} \quad (5.7)$$

Où μ est le pas d'apprentissage.

En développant l'équation 5.7 on trouve :

$$\Delta W_{ij}^{(l)}(k) = \mu \delta_j^{(l)}(k) y_i^{(l-1)}(k) \quad (5.8)$$

Où $\delta_j^{(l)}$ est le gradient local du neurone j de la couche l . Quelque soit la couche du réseau, ses poids vont être corrigés par la correction de l'équation 5.8.

Le gradient local $\delta_j^{(l)}$ de l'équation 5.8 a deux expressions selon deux cas :

- Le neurone est de la couche de sortie, dans ce cas le gradient local est donné par

$$\delta_j^{(L)}(k) = e_j(k) f'(S_j^{(L)}(k)) \quad (5.9)$$

Où $S_j^{(L)}$ est la sortie non active du neurone j de la dernière couche L .

- Le neurone est un neurone d'une couche cachée, dans ce cas le gradient local devient

$$\delta_j^{(l)}(k) = f'(S_j^{(l)}(k)) \sum_p \delta_p^{(l+1)}(k) W_{jp}^{(l+1)}(k) \quad (5.10)$$

p varie de 1 au nombre de neurone de la couche $l+1$.

Les étapes précédentes (1 à 4) sont répétées pour un autre exemple d'apprentissage jusqu'à le balayage de tous les exemples. A chaque fois on balaye tous les exemples, une époque est passée. Dans le cas des perceptrons multicouches, il n'y a pas de garantie de convergence de la procédure de descente de gradient. L'apprentissage peut donc se retrouver piégé dans un minimum local (figure 1.18), ce qui peut produire des entraînements longs et difficiles [Renders, 1995].

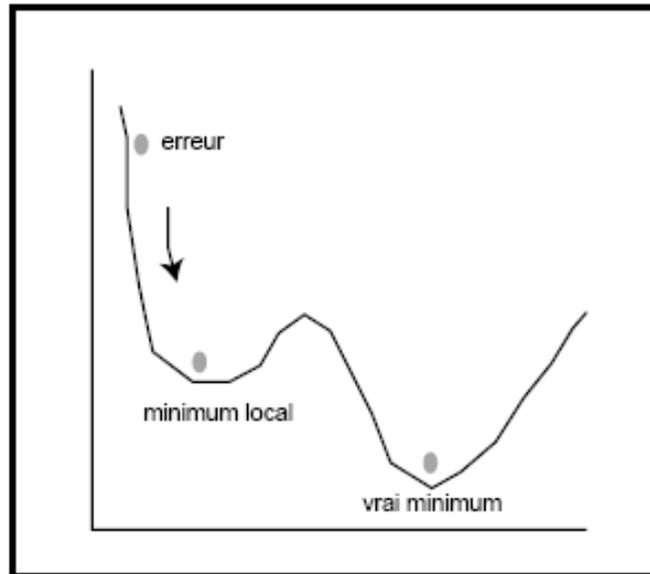


Figure 1.18. Minimum local et vrai minimum. En cherchant à minimiser l'erreur par descente de gradient on peut se retrouver dans un minimum local.

1.4. Limite des réseaux de neurones

Les performances du réseau de neurones sont très souvent liées à son architecture. Or, le choix de l'architecture est aussi un problème difficile à résoudre. On ne peut pas choisir au hasard le nombre de neurones de la couche d'entrée ou de la couche intermédiaire. Seule l'expérience permet de répondre à cette question car il n'y a pas de théorie dans ce domaine. Avec un nombre limité de neurones, le réseau ne sera pas performant sur l'apprentissage tandis qu'avec un nombre trop important de neurones il sera difficile à entraîner.

On juge la performance d'un réseau sur sa capacité à généraliser les résultats et non pas sur sa capacité à mémoriser les résultats. C'est pour cela qu'il n'est pas toujours profitable d'utiliser un réseau avec un nombre élevé de neurones. Mais le choix de l'architecture n'est pas le seul problème qui se pose. La méthode d'apprentissage doit également être choisie de façon judicieuse. On parle alors de la pédagogie d'apprentissage et c'est bien souvent un facteur déterminant pour le bon fonctionnement du réseau. Faut-il faire apprendre au réseau les différentes classes les unes après les autres ? Ou au contraire faut-il alterner aléatoirement l'apprentissage d'un exemple d'une classe puis un exemple d'une autre classe ? Ici se pose un problème crucial de méthode. Enfin, il ne faut pas non plus que le réseau apprenne trop d'exemples si l'on ne veut pas aboutir au phénomène de "sur-apprentissage". En effet, si l'on propose trop d'exemples à apprendre au réseau, ses performances commencent à baisser et le réseau devient de moins en moins efficace [Karayiannis and Venetsanopoulos, 1993].

L'avantage pratique des réseaux de neurones par rapport aux techniques classiques de modélisation non linéaire réside donc dans leur capacité à réaliser des modèles de précision équivalente avec moins de données expérimentales (ou dans leur capacité à constituer des modèles plus précis à partir du même nombre d'exemples).

De manière générale, les réseaux de neurones permettent de tirer le meilleur parti des données numériques disponibles pour construire des modèles à plusieurs entrées [Dreyfus et al., 2002].

1.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté toutes les notions fondamentales nécessaires à la compréhension de notre travail. La première partie était consacrée au signal SEMG. Nous avons expliqué le processus de la génération de ce signal, les techniques de sa détection et les différents domaines de son application. Dans la deuxième partie de ce chapitre nous avons rappelé les notions fondamentales utiles à la compréhension des réseaux de neurones. En effet un des objectifs de notre travail est l'identification de quelques caractéristiques musculaires à partir du PAUM simulé. Cette identification est basée sur l'approche neuronale et sera détaillée dans le cinquième chapitre. L'identification a recours à la modélisation, les différents modèles des signaux SEMG seront donnés dans le prochain chapitre.

Chapitre 2

*Modèles des signaux
EMG de surface*

Chapitre 2

Modèles des signaux EMG de surface

2.1. Introduction

Le modèle est un ensemble d'équations décrivant un système physique qui permet, dans une certaine mesure, de prévoir les changements du système par suite des modifications dans les paramètres. Un des plus grands problèmes rencontrés lors de l'étude d'un modèle mathématique d'un système physiologique est la complexité biologique qui exige l'introduction d'approximations importantes dans le modèle. Il est d'une importance fondamentale d'aborder les difficultés avec une approche progressive, d'évaluer l'hypothèse, de convenir les simulations avec des expériences, d'analyser en critique les améliorations des possibilités de prévision et d'interpréter des modèles. En effet, la géométrie et les paramètres détaillés sont habituellement inconnus et par conséquent le modèle précis ne soit habituellement pas disponible. En outre, les paramètres changent selon les sujets de sorte qu'un ensemble de paramètres correctement choisis pour un sujet pourraient être inutiles en étudiant un autre individu.

Plusieurs méthodes de simulation des signaux EMG de surface ont été proposées dans beaucoup de travaux de recherches [Lindstrom and Magnusson, 1977], [Gootzen et al., 1991], [Dimitrov and Dimitrova, 1998], [Merletti et al., 1999a], [Duchenne and Hogrel, 2000], [Farina and Merletti, 2001c], [Lowery et al., 2002]. La modélisation a été fondamentale pour étudier les relations entre les caractéristiques du signal SEMG et les processus physiologiques. La modélisation du signal SEMG a également des fins didactiques et beaucoup d'autres importantes applications [Stegeman et al., 2000].

Au cours des trois dernières décennies, la modélisation du signal SEMG a connu des progrès remarquables qui sont liées à la description du volume conducteur [Plonsey, 1977], [Gootzen et al., 1991], [Roeleveld et al., 1997c], [Farina et al., 2004a] du système de détection [Disselhorst-Klug et al., 1997], [Farina and Merletti, 2001c] et des phénomènes de génération et d'extinction des potentiels d'action intracellulaires à la plaque d'extrémité et aux tendons [Griep et al., 1982], [Gydikov et al., 1986], [McGill and Huynh, 1988], [Dimitrov and Dimitrova, 1998].

Des approches analytiques [Merletti et al., 1999a], [Dimitrov and Dimitrova, 1998], [Duchenne and Hogrel, 2000], [Farina and Merletti, 2001c] et numériques [Schneider et al., 1991], [Lowery et al., 2002] ont été proposées aussi bien pour la description du volume conducteur monocouche et celle du volume conducteur incluant les différentes couches sous-cutanées (volume conducteur multicouche) [Gootzen et al., 1991], [Roeleveld et al., 1997c], [Farina et Rainoldi, 1999].

Les approches analytiques sont plus efficaces que les numériques de point de vue calcul [Dimitrov et Dimitrova, 1998], [Merletti et al., 1999a], [Duchenne et Hogrel, 2000], [Farina et Merletti, 2001c]. Elles permettent également une interprétation plus facile des variations du signal en fonction des paramètres du système [Farina et al., 2004a]. Cette interprétation est cruciale car l'association des variables EMG aux propriétés du muscle est

considérée comme un outil efficace de l'identification des systèmes comme ceux utilisés dans le diagnostic des désordres neuromusculaires [Rau and Disselhorst-Klug, 1997a]. Beaucoup de relations théoriques se sont déduites des méthodes de modélisation analytiques. On cite comme exemples la relation entre la vitesse de conduction de la fibre musculaire (VC) et les changements du spectre du signal EMG durant le phénomène de fatigue [Lindstrom and Magnusson, 1977], [Stulen and De Luca, 1981], la présence des pics spectraux dans la bande de fréquences des signaux EMG [Lindstrom and Magnusson, 1977] et la sélectivité des systèmes de détection EMG [Disselhorst-Klug et al., 1997], [Reucher et al., 1987a], [Reucher et al., 1987b]. Nous nous référerons à des approches analytiques quand la réponse impulsionnelle du volume conducteur est fournie par une expression mathématique qui dépend des paramètres du système.

Les approches numériques permettent la description complexe du volume conducteur ce qui n'est pas en général faisable par des dérivations analytiques.

Des recherches approfondies ont été consacrées au développement des techniques basées sur le filtrage spatial qui permettent d'obtenir une meilleure sélectivité spatiale. Différents filtres ont été proposés et évalués pour rehausser les PAUMs simples [Reucher et al., 1987a,b], [Disselhorst-Klug et al., 1997], [Rau and Disselhorst-Klug, 1997]. Les signaux sont détectés par des électrodes posées dans une configuration géométrique particulière. L'effet des paramètres du système de détection comme la forme et la dimension des électrodes d'enregistrement, et la distance inter-électrode ont fait l'objet de plusieurs recherches [Helal et Bouissou, 1992], [Farina et al., 2002].

Les recherches et les études cliniques utilisant le signal SEMG soulèvent une variété de problèmes. Ainsi le développement et l'application des modèles SEMG dépend particulièrement de la complexité et de la variété des objectifs fixés. Nombreuses études ont développé différents modèles pour décrire et expliquer les potentiels d'action des unités motrices [Griep et al., 1982], [Gydikov et al., 1986], [McGill and Huynh, 1988], [Dimitrova et al., 1999a]. Ces modèles sont basés sur les paramètres qui caractérisent chaque fibre i.e. la position spatiale, le diamètre, la longueur et l'estimation du temps d'arrivée des potentiels de la fibre au système de détection. Ce temps d'arrivée dépend principalement de la position des plaques motrices de la forme et de la durée du potentiel d'action intracellulaire. Ceci implique l'importance des concepts mathématiques et des approximations considérées pour expliquer les phénomènes bioélectriques liés au mécanisme de génération. De ces concepts mathématiques, le modèle tripolaire [Plonsey, 1977], [Griep et al., 1978], [Griep et al., 1982], [Gootzen et al., 1991], [Merletti et al., 1999a] et le modèle dipolaire [Dimitrov and Dimitrova, 1998], [Dimitrova et al., 1999a] se distinguent par les différentes méthodes de simulation pour le calcul du potentiel d'action de l'unité motrice. Une étude de ces deux modèles est présentée dans la section qui suit.

2.2. Modèle tripole

2.2.1. Modèle du potentiel d'action de la fibre

Dans des conditions normales, le potentiel d'action qui se propage du bas d'un motoneurone active toutes fibres musculaires d'une unité motrice. La dépolarisation de la membrane, accompagnée d'un mouvement d'ions, produit un champ électromagnétique à proximité des fibres musculaires. Une électrode située dans ce champ détectera un potentiel connu comme un potentiel d'action de la fibre [Basmajian and De Luca, 1985]. La dépolarisation est produite au niveau de la plaque motrice et se propage aux deux extrémités de la fibre. Le PAUM peut être calculé avec précision si le potentiel d'action

intracellulaire $V_m(z)$ est approximé par une forme triangulaire [Plonsey, 1977], [Griep et al., 1982], [McGill and Huynh, 1988], [Stegeman et al., 2000].

Une conséquence presque inévitable de cette approximation est que le courant ionique transmembranaire de la fibre peut être décrit comme la dérivée seconde spatiale du PAI. $V_m(z)$ et sa deuxième dérivée peuvent être calculées analytiquement selon l'équation de Rosenfalck [Rosenfalck, 1969] donnée par les équations (2.1a) et (2.1b) respectivement.

$$V_m(z) = IAP(z) = A(\lambda z)^3 e^{-\lambda z} - B \quad (2.1a)$$

Par le choix des paramètres A, B et λ , l'IAP peut être correctement représenté par l'équation (2.1a).

$$I_m(z) = C \frac{d^2 V_m(z)}{dz^2} = CA\lambda^2 (\lambda z) [6 - 6\lambda z + (\lambda z)^2] e^{-\lambda z} \quad (2.1b)$$

Où $I_m(z)$ est le courant ionique transmembranaire qui est fonction de la position spatiale z le long de la fibre.

La figure 2.1 donne la description du modèle tripôle du phénomène électrique. La partie A du schéma montre le potentiel d'action intracellulaire $V_m(z)$ donné par Rosenfalck, sa première dérivée et sa dérivée seconde. $V_m(z)$ représente le potentiel d'action intracellulaire durant sa phase de propagation comme une fonction de la position longitudinale z . La partie B est une représentation schématique approximée du potentiel d'action intracellulaire $V_m(z)$, de sa première dérivée et de sa dérivée seconde [Griep et al., 1982].

La distribution de courant donnée par l'équation (2.1) montre une forme triphasée. L'approximation de cette forme triphasée nous donne trois sources représentées par des impulsions qui sont équivalentes à chaque phase du courant transmembranaire. La somme et le moment total des ces sources sont nuls. Ainsi, chaque zone de dépolarisation peut donc être représentée par seulement trois valeurs indépendantes, l'amplitude d'un pôle (Pi), la distance entre le premier et le troisième pôle (a) et l'asymétrie (b) (figure 2.1) [Griep et al., 1982].

2.2.2. Génération et extinction du tripôle

Le phénomène bioélectrique de la génération et d'extinction du potentiel d'action de la fibre musculaire est un processus spatio-temporel. Afin de modéliser le comportement des pôles près de la plaque motrice et des tendons, le potentiel de transmembranaire à chaque position z est supposé suivre le même délai durant le passage du potentiel d'action [Merletti et al., 1999a]. En termes de modèle de tripôle, ceci signifie que chaque pôle reste stationnaire au niveau de la plaque motrice jusqu'à son moment de son départ, se déplace par la suite le long de l'axe du muscle jusqu'à ce qu'il atteigne le tendon. Les étapes de la propagation ont été établies en se basent sur des travaux précédents [Plonsey, 1977], [Griep et al., 1982], [McGill and Huynh, 1988].

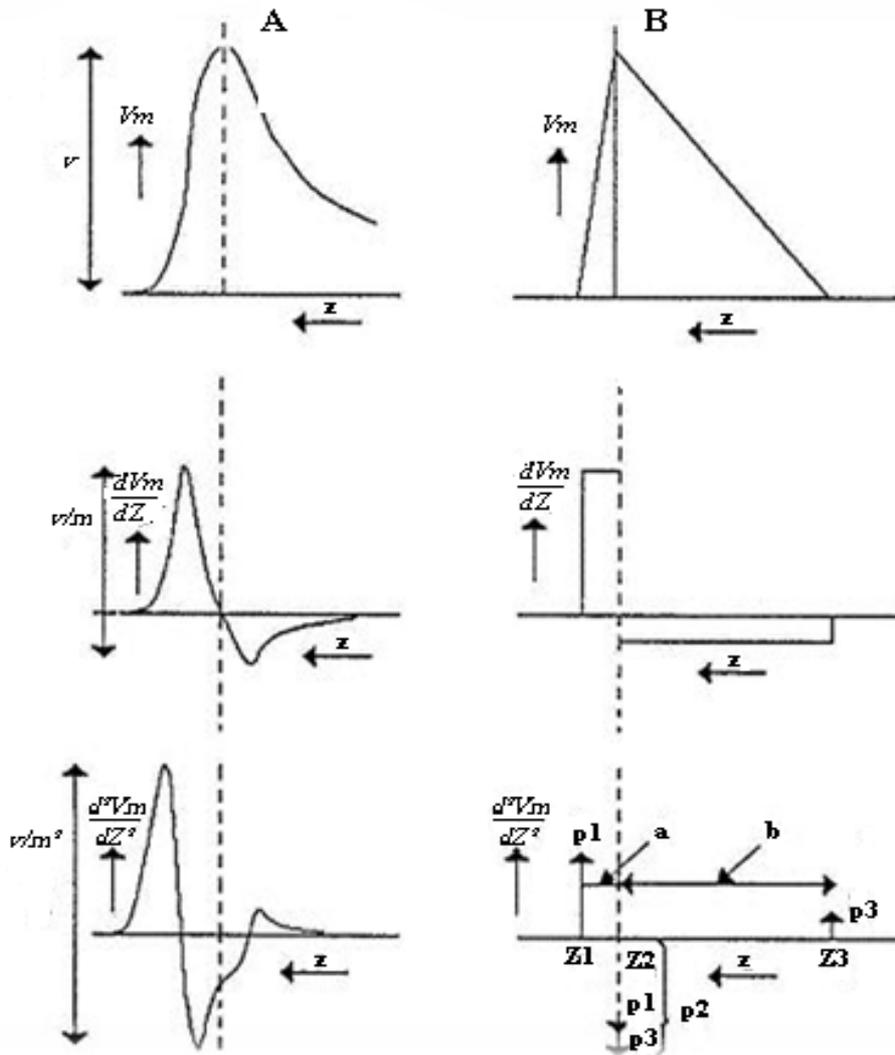


Figure 2.1. Description du modèle tripole du phénomène électrique [Griep et al., 1982].

2.2.3. Calcul du potentiel d'action de l'unité motrice (PAUM)

L'unité motrice est modélisée comme étant un groupe de N fibres parallèles uniformément distribuées à l'intérieur d'un cylindre de rayon R . Chaque fibre active est considérée comme rectiligne avec des propriétés uniformes le long de sa longueur. La contribution de la fibre active au champ extracellulaire est due au deux tripoles (sources de 6 points) qui se propagent de la plaque motrice vers les limites tendineuses dans des directions opposées avec une vitesse constante. Les plaques motrices des différentes fibres sont uniformément distribuées dans une zone de largeur w_i et les limites tendineuses sont uniformément distribuées dans deux régions gauche w_L et droite w_R de tailles égales (Figure 2.2). Le PAUM peut être explicitement modélisé comme une somme de potentiels d'action des fibres appartenant à la même unité motrice. Les PAUMs simulés sont détectés à partir des électrodes points. Le tissu est modélé en tant qu'un milieu conducteur

anisotrope purement résistif. Les conductivités électriques sont $\sigma_x = \sigma_y \neq \sigma_z$ [Merletti et al., 1999a].

Le potentiel générée par la fibre j sur la surface plane $x-z$ est donné par :

$$\phi_j(x, z) = \frac{1}{2\pi\sigma_r} \sum_{i=1}^6 \frac{P_i}{\sqrt{((x-x_i))^2 + y_i^2} K_a + (z-z_i)^2} \quad (2.2)$$

Où $\sigma_x = \sigma_y = \sigma_r$, $K_a = \sigma_z/\sigma_r$ et chaque pôle courant est $P_i(x_i, y_i, z_i)$.

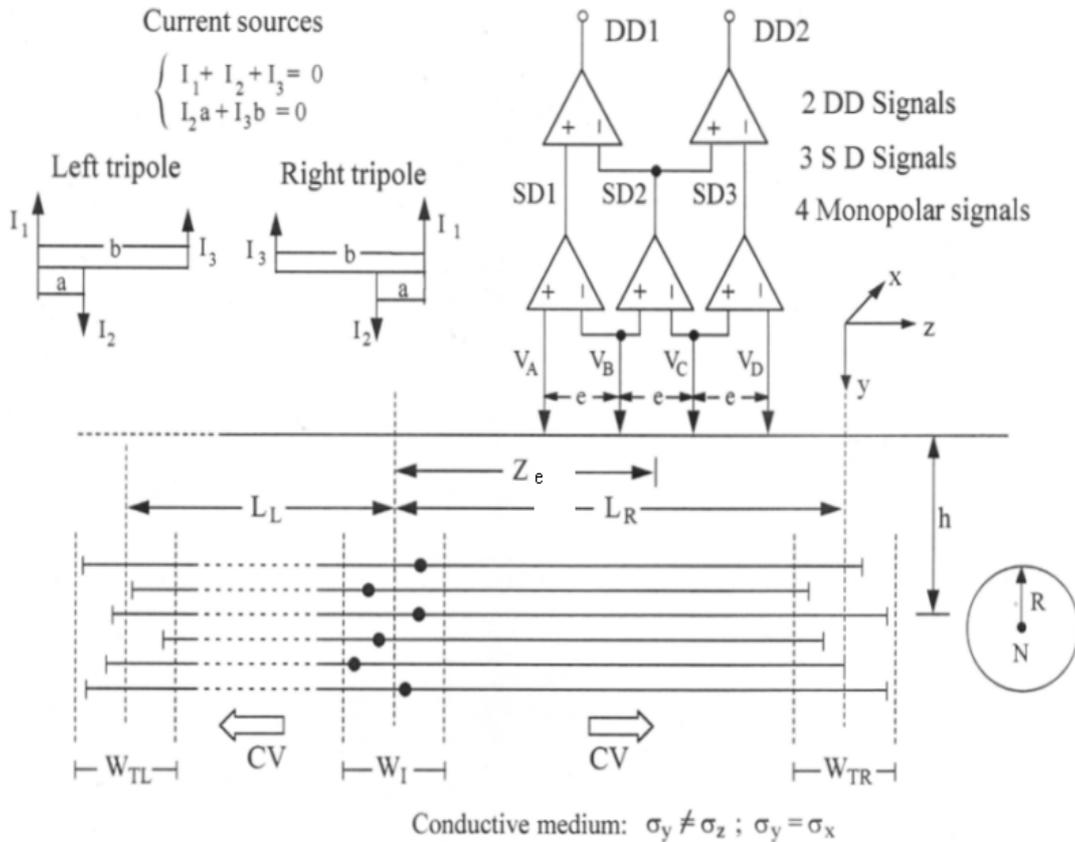


Figure 2.2. Modèle d'une unité motrice et du système de détection. L'UM est composée de N fibres uniformément distribuées dans un cylindre du rayon R et de profondeur h . Paramètres du modèle : $CV = 4 \text{ m/s}$, $L_R = 120 \text{ mm}$, $L_L = 90 \text{ mm}$, $W_I = 5 \text{ mm}$, $W_{TR} = W_{TL} = 10 \text{ mm}$, $N = 100$, $R = 1 \text{ mm}$, $a/b = 0.303$, $b = 7 \text{ mm}$, $K_a = 6$ [Merletti et al., 1999a].

2.3. Modèle dipôle

2.3.1. Modèle du potentiel d'action de la fibre musculaire

Dimitrova et al. ont proposé ce modèle [Dimitrov and Dimitrova, 1998]. Les auteurs ont supposé que la fibre musculaire est de longueur finie et est considérée comme un système linéaire invariant dans le temps concernant la génération du potentiel extracellulaire. L'origine de cette hypothèse est basée sur le fait que la vitesse de propagation et la forme du PAI restent inchangées le long de la fibre durant la phase de

propagation. Ainsi le potentiel d'action de la fibre (PAF) peut être calculé dans un volume conducteur isotrope comme la convolution du signal d'entrée $\partial V/\partial t$ et la réponse impulsionnelle IR exprimée par l'équation (2.3) [Dimitrova et al., 1999a] :

$$\varphi(t, x_0, y_0, z_0) = \frac{\partial V}{\partial t} * \frac{1}{v} IR \quad (2.3)$$

Où * dénote l'opération de convolution; $\partial V/\partial t$ est la première dérivée temporelle du PAI (V); v est la vitesse de propagation, IR est la somme des potentiels produits en un point ou au niveau d'une électrode par deux dipôles propagés dans les semi-longueurs proximales (p) et distales (d) de la fibre : $IR = IR_p + IR_d$.

Les positions de ces dipôles coïncident avec les principaux points des ondes d'excitation qui se propagent de part et d'autre de la plaque motrice vers les extrémités de la fibre. Pour une fibre musculaire dont la zone d'innervation ayant les coordonnées (x_e, y_e, z_e) et pour un point de détection $P(x_0, y_0, z_0)$ la réponse impulsionnelle est :

$$IR_{p,d} = C \frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{1}{r} \right) = C \frac{\partial}{\partial t} \left\{ \frac{1}{\left[(x_0 - x_e \pm vt)^2 + (y_0 - y_e)^2 + (z_0 - z_e)^2 \right]^{1/2}} \right\} \quad (2.4)$$

$C = d^2 K_{an} \sigma_i / 16 \sigma_e$ est un facteur qui tient compte du diamètre de la fibre d , de la conductivité intracellulaire σ_i , de la conductivité du volume conducteur σ_e et du coefficient d'anisotropie K_{an} (σ_x / σ_y). r est la distance entre le point d'enregistrement et les deux dipôles proximal (signe '-') dans l'équation (2.4)) et distale (signe '+') dans l'équation (4)).

2.3.2. Modèle de l'unité motrice

L'unité motrice est constituée de fibres. Si les paramètres de la membrane sont identiques pour toutes les fibres, le PAI pourrait être identique dans le domaine temporel. Le signal d'entrée est le même pour les toutes fibres de l'unité motrice. Par conséquent, l'UM peut être également considérée comme un système linéaire invariant dans le temps dont la réponse commune (CIR) est la somme des réponses impulsionnelles des fibres musculaires. Au lieu des N convolutions (une pour chaque fibre), le PAUM qui est le signal de sortie, peut être calculé comme une seule convolution entre la première dérivée du PAI et de la réponse commune. Les propriétés des paramètres (σ_i , σ_e et K_{an}) sont incluses dans un facteur commun dans la réponse commune. Le diamètre, la vitesse de propagation, la position des plaques motrices et les extrémités des différentes fibres ainsi que l'emplacement des fibres dans le territoire de l'UM sont inclus dans la réponse impulsionnelle de la fibre correspondante. Le modèle du PUM proposé est valide pour n'importe quelle distance séparant le point de détection et l'emplacement des fibres.

Nous avons simulé des signaux monopolaires à partir du modèle tripole, pour différentes positions de l'électrode z_0 variant de 0 à 60 mm. Les fibres sont situées à deux différentes profondeurs $h = 5$ mm et $h = 10$ mm dans un volume conducteur dont le coefficient d'anisotropie $K_a = 5$ (figure 2.3). L'unité motrice étant constituée de 50 fibres distribuées uniformément dans un cylindre de diamètres 2 mm, la vitesse de conduction est

fixée à 4 m/s et la plaque motrice est à 90 et 120 mm des extrémités proximales et distales des fibres respectivement. Les figures 2.3.a et 2.3.b illustrent les potentiels d'action des fibres et les potentiels d'action des unités motrices respectivement.

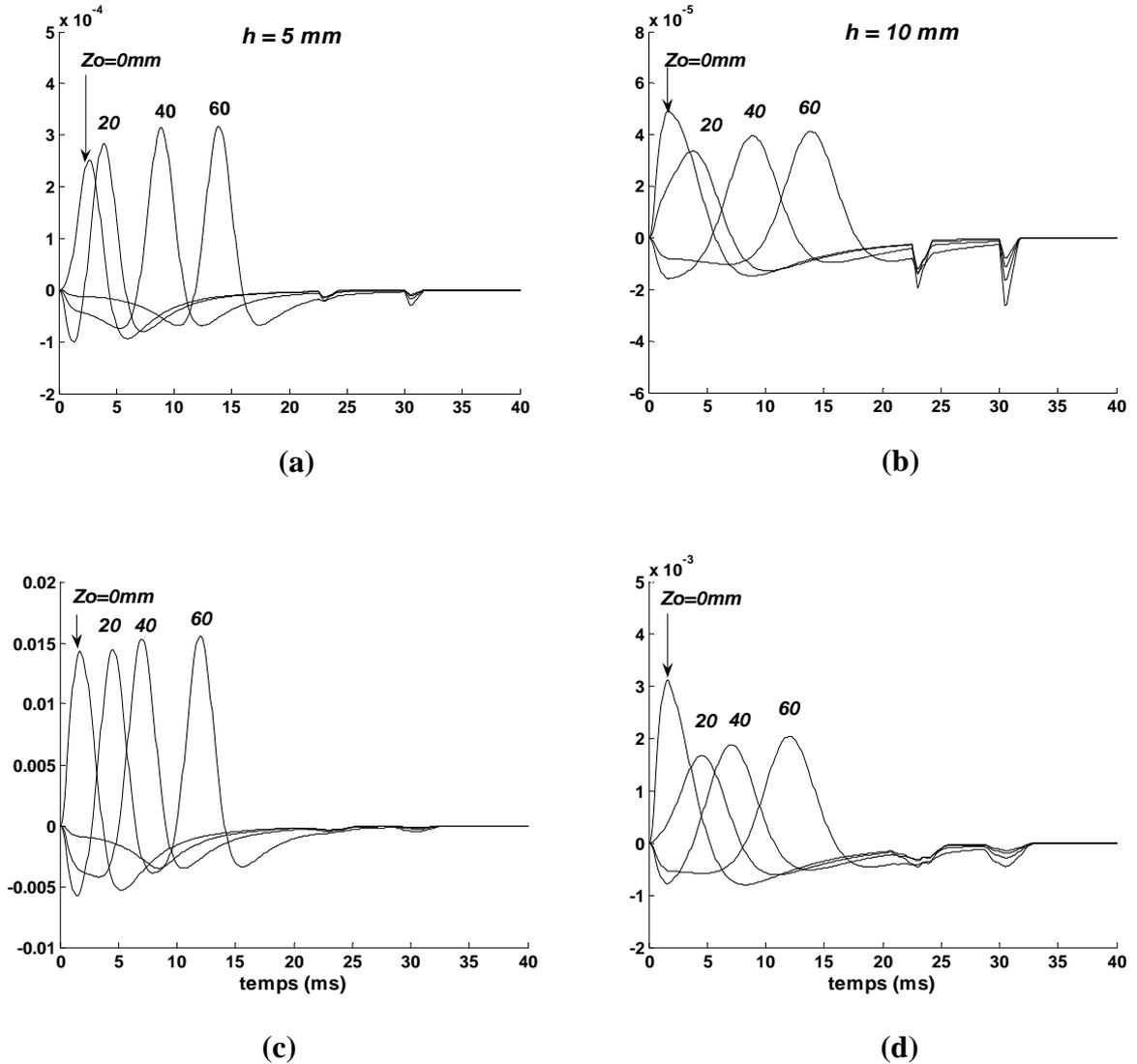


Figure 2.3. Signaux Monophasiques simulés pour différentes positions de l'électrode z_o . (a) et (b) représentent les PAFs lorsque la profondeur $h = 5 \text{ mm}$ et 10 mm respectivement. (c) et (d) représentent les PAUMs correspondants.

Nous avons également simulé des signaux monophasiques à partir du modèle dipôle. La fibre est située à une profondeur $y_o = 5 \text{ mm}$ dans un volume conducteur dont le coefficient d'anisotropie est $K_{an} = 5$. La plaque motrice est à 90 et 120 mm des extrémités proximales et distales des fibres respectivement. L'UM est constituée de 50 fibres distribuées dans un territoire dont le diamètre est de 2 mm. La vitesse de conduction étant égale à 4 m/s et la plaque motrice est à 90 et 120 mm des extrémités proximales et distales des fibres respectivement. Les courbes sont simulées à des distances longitudinales de la zone d'innervation variant de 0 à 60 mm (figure 2.4). Les figures 2.4.a et 2.4.c illustrent respectivement les réponses impulsionnelles et les signaux de sortie (SPAFs) pour une fibre musculaire considérée comme un système de génération de potentiels. Les figures 2.4.b et 2.4.d illustrent respectivement les réponses impulsionnelles et les signaux de sortie

(PAUMs) pour une unité motrice considérée comme un système de génération de potentiels.

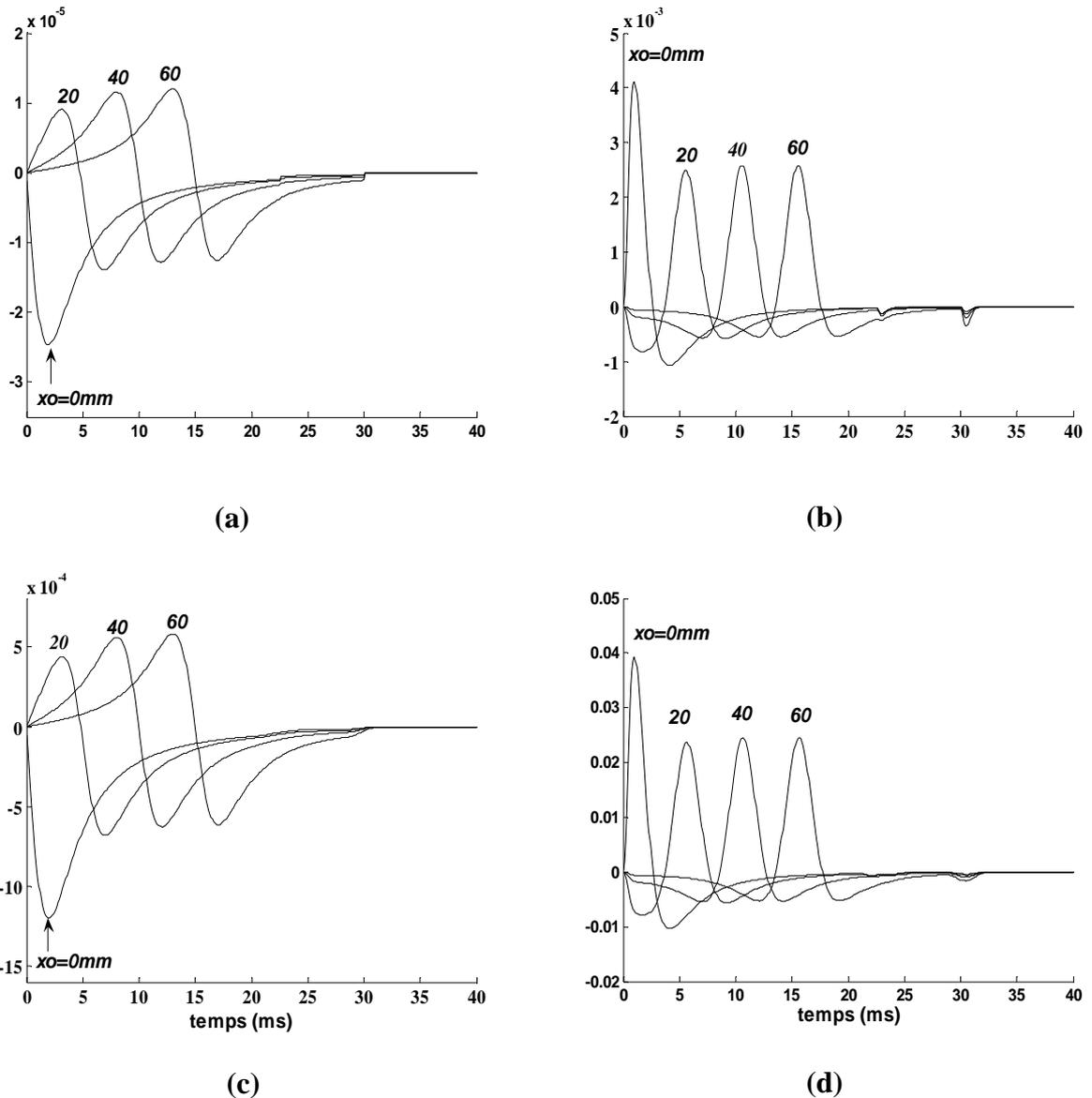


Figure 2.4. (a) la réponse impulsionnelle et (b) les signaux de sortie (PAFs). (c) La réponse impulsionnelle et (d) les signaux de sorties (PAUMs). La position longitudinale de l'électrode à partir de la zone d'innervation est $x_0 = 0, 20, 40, 60$ mm.

Les figures 2.5.a et 2.5.b montrent les PAUMs simulés en utilisant le modèle du tripôle et le modèle dipôle respectivement. Les paramètres choisis pour les deux modèles sont identiques : la longueur de la fibre, la vitesse de conduction, la position longitudinale de l'électrode à partir de la position moyenne de zone d'innervation, le coefficient d'anisotropie, le nombre de fibres, le diamètre de l'unité motrice ainsi que sa profondeur par rapport à la surface de détection. Le premier modèle est non valide pour une description correcte des potentiels d'action des fibres situées à une profondeur proche de la surface de détection. Quatre tensions monopolaires (V_A, V_B, V_C, V_D), trois tensions différentielles simples (SD) et deux tensions différentielles doubles (SD1, SD2, SD3, DD1,

DD2) sont calculées à partir des deux modèles en considérant les mêmes paramètres pour simuler le système de la détection indiqué dans la figure 2.2.

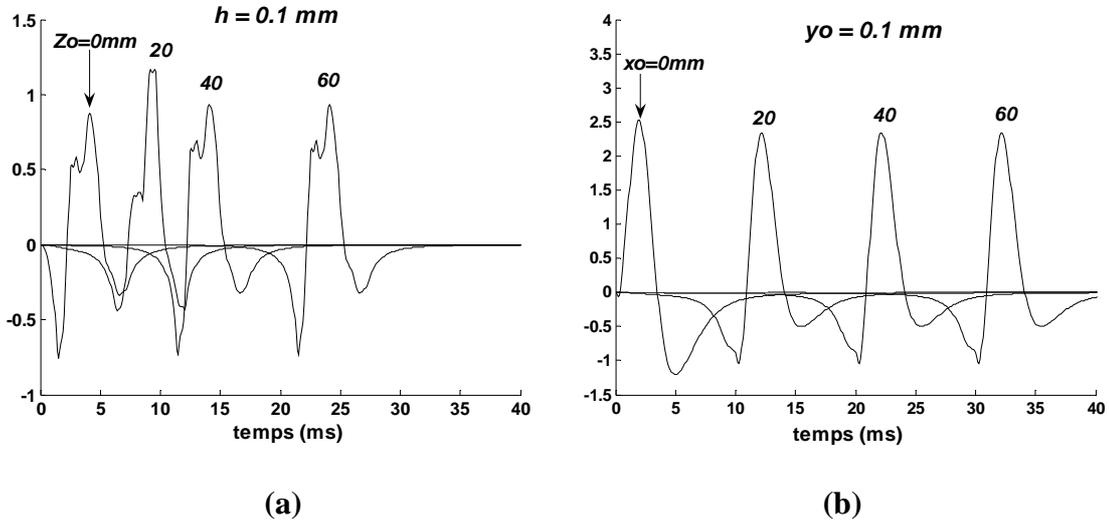


Figure 2.5. Signaux monopolaires simulés PAUMs (a) modèle tripôle. (b) modèle dipôle. Les courbes sont représentées pour des positions longitudinales de l'électrode ($z_0 = x_0$) dans un volume conducteur anisotrope ($K_{an} = K_a = 5$) et l'unité motrice située à une profondeur $h = y_0 = 0.1 \text{ mm}$. L'unité motrice est constituée de 50 fibres distribuées dans un cylindre dont le diamètre est de 2 mm . $L_1 =$ demi-longueur distale $= 120 \text{ mm}$, $L_r =$ demi-longueur proximale $= 90 \text{ mm}$. Les signaux sont simulés avec une vitesse de conduction de 2 m/s .

La figure 2.6 représente les valeurs normalisées de V_B , $SD2$ et $DD1$ calculées pour $Ze = 30 \text{ mm}$. Les courbes sont représentées pour des positions longitudinales de l'électrode dans un volume conducteur anisotrope dont le coefficient d'anisotropie est pris égal à 5. L'unité motrice est située à une profondeur de 0.1 mm . Elle est constituée de 50 fibres distribuées dans un cylindre dont le diamètre est de 2 mm . Les demi-longueurs proximale et distale sont prises égales à 90 mm et 120 mm respectivement. Les signaux sont simulés avec une vitesse de conduction de 2 m/s .

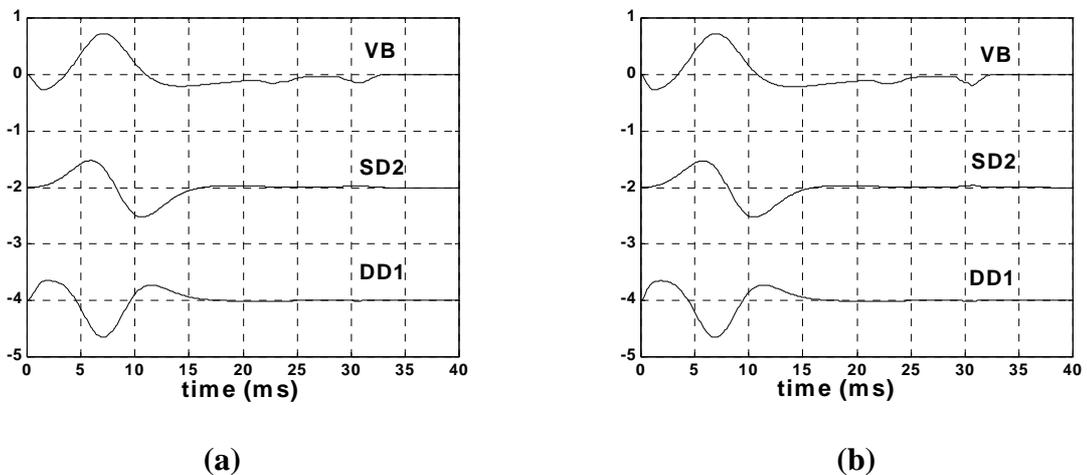


Figure 2.6. Signaux monopolaire SD et signaux bipolaires DD simulés avec les valeurs des paramètres du modèle. (a) Modèle tripôle. (b) Modèle dipôle.

Les formes des signaux sont pratiquement les mêmes pour les deux modèles. Les composantes non stationnaires (basées sur les signaux V_B) générées par l'extinction des tripôles (les dipôles) à l'extrémité de la fibre à $t = 23 \text{ ms}$ et $t = 31 \text{ ms}$ indiquent clairement les demi-longueurs de la fibre de part et d'autre de la zone d'innervation. Les figures 2.7, 2.8 et 2.9 montrent qu'en s'éloignant de la zone d'innervation et des extrémités de la fibre, les estimations de la fréquence médiane MDF, de la fréquence moyenne MNF et de la vitesse de conduction deviennent plus crédibles.

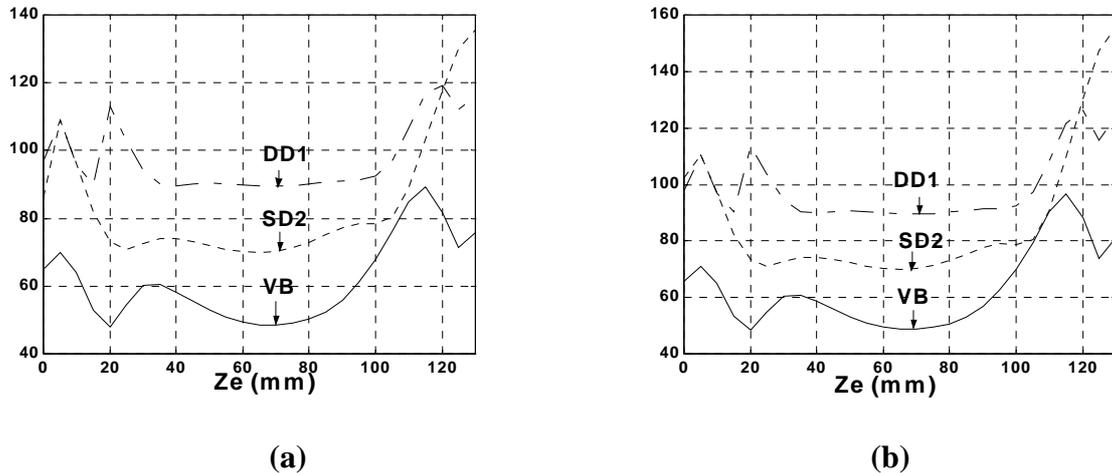


Figure 2.7. Estimation de la fréquence médiane en (Hz), basée sur les signaux V_B , $SD2$ et $DD1$ en fonction de Z_e . (a) Modèle tripôle. (b) Modèle dipôle.

Les variables spectrales (MNF) (figure 2.8) sont plus élevées que celles de la variable spectrale (MDF) (figure 2.7) et sont moins affectées par le mode de détection et l'emplacement de l'électrode. Cependant les signaux différentiels simples (SD) et les signaux différentiels doubles (DD) sont moins sensibles que les signaux monopolaires particulièrement les signaux DD qui sont les moins sensibles que les deux autres types de signaux. Les simulations montrées dans la figure 2.9 indiquent que la vitesse de conduction (estimée par la méthode de corrélation dans le domaine temporel) est surestimée au voisinage de la zone d'innervation et des extrémités des fibres. Cet effet est plus considérable dans le cas du deuxième modèle. Comme prévu, les vitesses de conduction estimées en utilisant la paire des signaux (DD) sont moins sensibles en ces régions.

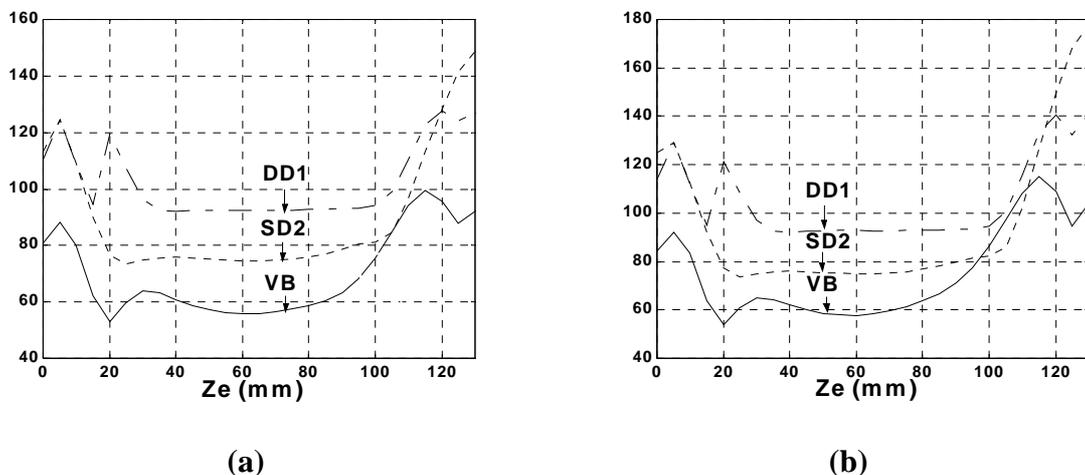


Figure 2.8. Estimation de la fréquence moyenne en (Hz), basée sur les signaux V_B , $SD2$ et $DD1$ en fonction de Z_e . (a) Modèle tripôle. (b) Modèle dipôle.

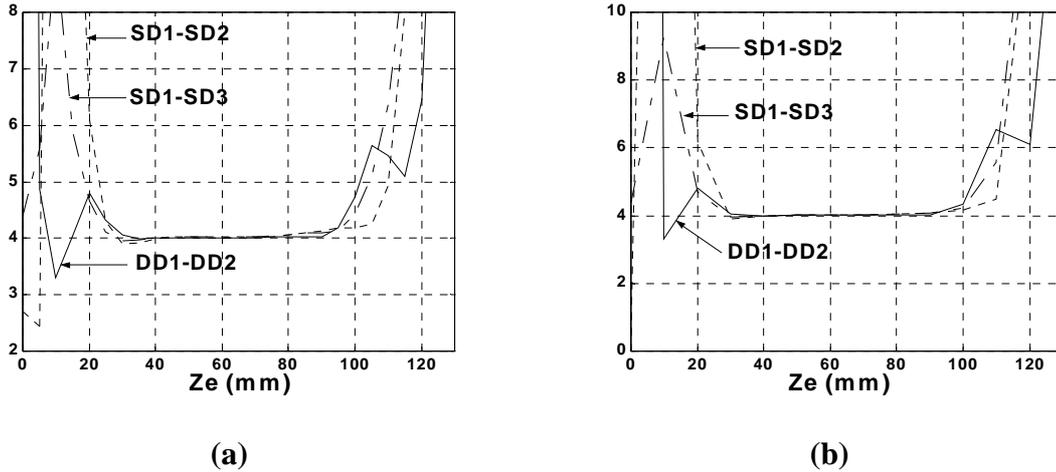


Figure 2.9. Estimation de la vitesse de conduction en (m/s), basée sur les paires des signaux simulés SD1-SD2, SD1-SD3 et DD1-DD2 en fonction de z_e . (a) Modèle tripole. (b) Modèle dipôle.

2.3.3. Discussion

Dans le but d'une comparaison crédible, tous les signaux sont simulés en considérant le système de détection indiqué dans la figure 2.2. Les figures 2.3.a et 2.3.b montrent les potentiels d'action des fibres simulés à partir des paramètres du modèle indiqués dans la figure 2.2 à différentes positions de l'électrode z_0 de la zone d'innervation ($z_0 = 0, 20, 40, 60$ mm) et aux profondeurs $h = 5$ mm et $h = 10$ mm de la fibre musculaire. Les composantes non stationnaires sont générées par l'extinction des tripôles aux extrémités de la fibre à $t = 23$ ms et à $t = 31$ ms. Contrairement au PAFs, les PAUMs sont moins sensibles à ces composantes (figures 2.3.c et 2.3.d). Cependant, ces composantes sont plus prononcées quand la profondeur est plus élevée. Dans le modèle dipôle les réponses impulsionnelles (IRs) de la fibre musculaire dépendent de la distance entre l'électrode de détection et la position de la fibre dans le volume conducteur et celle qui sépare la fibre et le point d'observation selon la direction longitudinal. Le pas de déplacement dépend de la localisation du point d'observation par rapport à la fibre, de sa zone d'innervation et de ses extrémités. La réponse impulsionnelle IR est nulle à l'instant initial, car les deux dipôles sont dans des directions opposées et sont situés à la même position (figures 2.4.a et 2.4.c). Les discontinuités de IR se produisent quand les deux dipôles atteignent la fin de la fibre correspondante et y disparaissent.

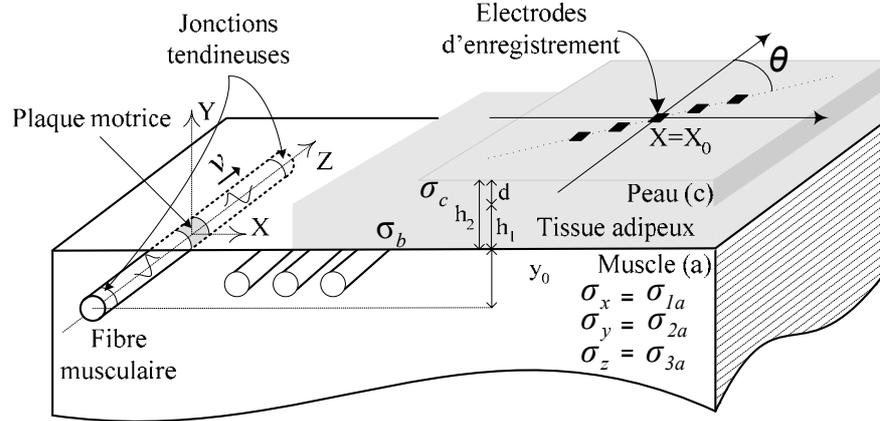
2.4. Modèle planaire multicouche

Le modèle proposé se compose d'une cascade de filtres multidimensionnels dans le domaine temporel et le domaine spatial (figure 2.10.a). Le but de ce modèle est de simuler le signal SEMG qui a une évolution dans le temps et dans l'espace. Il peut être donc analytiquement décrit comme un signal tridimensionnel (3-D) dont deux dimensions spatiales (plan de la surface de la peau) et une dimension temporelle. La détection de ce signal en un point sur la peau fournit un signal dans le domaine du temps avec les deux coordonnées spatiales fixées au point de détection. La distribution du potentiel sur la surface de la peau et ses changements temporels sont liés au processus physiologique accompagnant la génération du signal EMG [Merletti et al., 2003].

2.4.1. Modélisation du volume conducteur

Le volume conducteur est décrit comme un milieu multicouche constitué par le tissu musculaire (anisotrope), le tissu adipeux et de la peau (couches isotropes) dont résultent une cascade de filtres spatiaux et temporels (figure 2.10.b) [Farina et Rainoldi, 1999], [Farina and Merletti, 2001c], [Farina et al., 2002].

(a)



$$R_c = \sigma_c / \sigma_b \quad R_m = \sigma_b / \sigma_{2a} \quad R_a = \sigma_{3a} / \sigma_{2a} \quad \sigma_{1a} = \sigma_{2a}$$

(b)

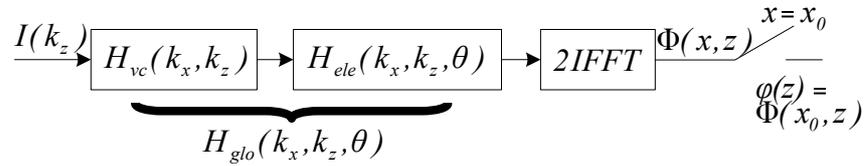


Figure 2.10. (a) Volume conducteur anisotrope non homogène, infini dans les directions x et z et semi-infini dans la direction y . (b) Représentation schématique des opérations de calcul du potentiel $\varphi(z)$ détecté à la surface de la peau pour $x = x_0$ et généré par la source de densité de courant $I(k_z)$.

La fonction de transfert $H_{vc}(k_x, k_z, y_0)$ entre une source de densité de courant dans le muscle et le signal détecté à la surface de la peau par une électrode point est donnée dans le domaine spatio-fréquentiel par l'expression (2.5).

$$H_{vc}(k_x, k_z, y_0) = \frac{2}{\sigma_{2a}} e^{-k_{ya}|y_0|} \frac{1}{(1 + R_c) \cosh[k_y(h_1 + d)] \alpha(k_y(h_1 + d)) + (1 - R_c) \cosh[k_y(h_1 - d)] \alpha(k_y(h_1 - d))} \quad (2.5)$$

Où $k_x = 2\pi f_x$ et $k_z = 2\pi f_z$ sont les fréquences angulaires spatiales dans les directions x et z respectivement, $d = h_2 - h_1$, $k_y = \sqrt{k_x^2 + k_z^2}$, $k_{ya} = \sqrt{k_x^2 + R_a k_z^2}$.

$\alpha(s)$ est une fonction définie pour un argument s telle que $\alpha(s) = k_{ya} + s R_m \operatorname{tgh}(s)$.

d est l'épaisseur de la couche de la peau. h_I est l'épaisseur du tissu adipeux y_0 est la profondeur des sources de la densité de courant dans le muscle. Le reste des paramètres sont définis à la figure 2.10.a [Farina and Merletti, 2001c].

2.4.2. Modélisation du système de détection

La détection du signal en différents points sur la surface de la peau, à l'aide du filtre spatial appliqué à chaque point, fournit des informations sur la distribution du potentiel électrique généré par l'activité des fibres musculaires en donnant la possibilité de mieux comprendre les caractéristiques du signal et leurs relations avec les fonctions du système neuromusculaire [Merletti et al., 2003]. L'utilisation des rangées ou des grilles d'électrodes de surface EMG de petites tailles et de petites distances inter-électrodes ainsi l'utilisation des techniques de filtrage spatiales permettent la détection des potentiels d'action de l'unité motrice [Rau and Disselhorst-Klug, 1997a], [Reucher et al., 1987a]. La fonction de transfert de tels systèmes présente deux contributions : la fonction de transfert du filtre spatial et la fonction de transfert équivalente de la forme des électrodes et de leurs tailles [Lindstrom and Magnusson, 1977]. En considérant la sommation linéaire des signaux détectés par différentes électrodes points, le filtre spatial obtenu a une fonction de transfert $H_{sf}(k_x, k_z)$ donnée par :

$$H_{sf}(k_x, k_z) = \sum_{i=-m}^{n-1} \sum_{r=-w}^{h-1} a_{ir} e^{-jk_x i d_x} e^{-jk_z r d_z} \quad (2.6)$$

Où m , n représentent les nombres des colonnes droite et gauche du centre de la rangée d'électrodes 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 .

Quatre différents filtres spatiaux ont été utilisés avec des électrodes carrées et circulaires. Les filtres utilisés sont le différentiel simple (SD), le différentiel double (DD), le différentiel double normal (NDD) et le binomial inverse d'ordre deux (IB²) [Reucher et al., 1987a], [Farina et al., 2002]. Les masques des filtres spatiaux déjà cités en considérant les électrodes points sont comme suit :

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

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

La figure 2.11 montre les fonctions de transfert spatiales dans les deux directions spatiales des quatre filtres.

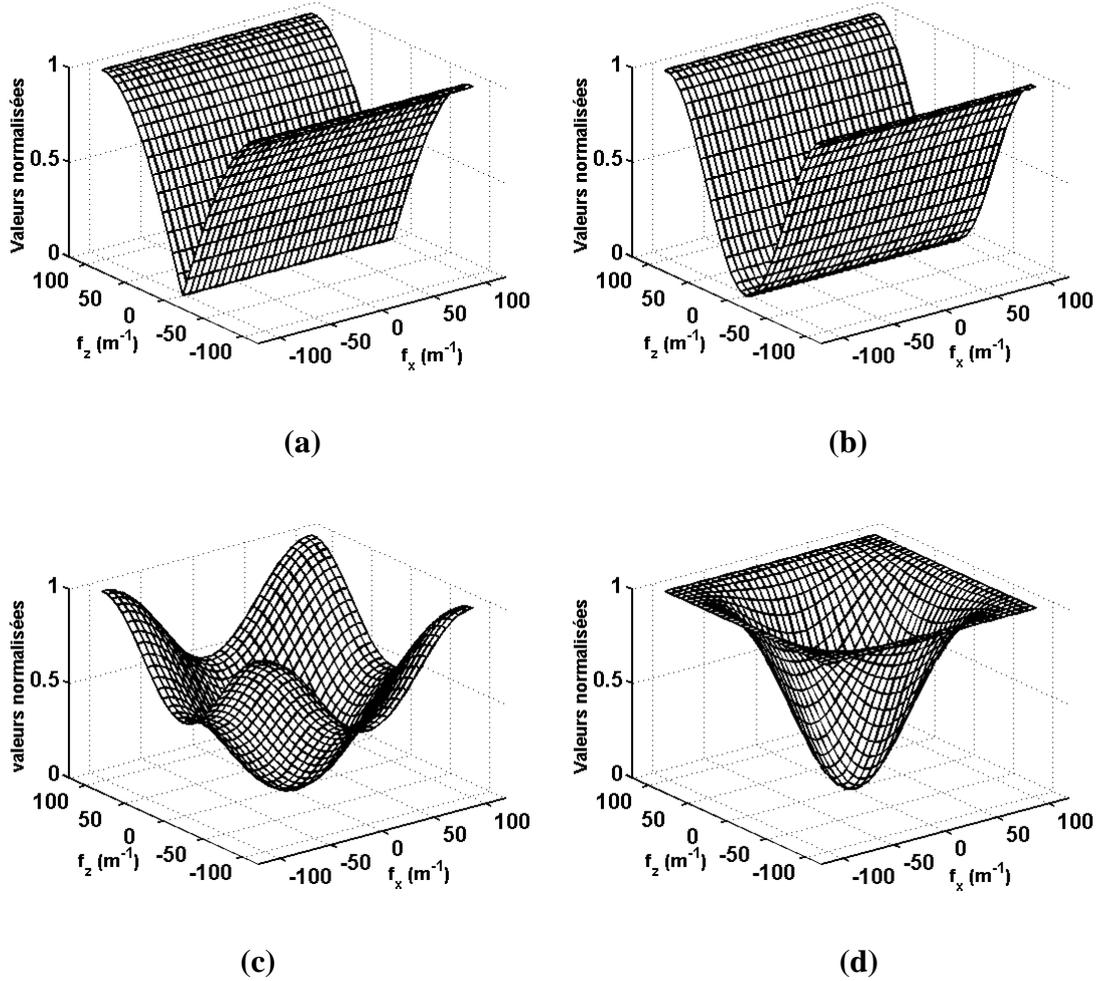


Figure 2.11. Fonction de transfert des filtres spatiaux. a) SD. b) DD. c) NDD. d) IB^2 .

L'équation (2.6) 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 [Farina et al., 2001a], [Farina and Merletti, 2001c]. 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 (2.7).

$$h_{size}(x, z) = \begin{cases} \frac{1}{s} & f(-x, -z) \leq 0 \\ 0 & f(-x, -z) > 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

A partir de l'équation (2.6) 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 [Farina and Merletti, 2001c] :

$$H_{size}(k_x, k_z) = \text{sinc}\left(\frac{k_x a}{2\pi}\right) \text{sinc}\left(\frac{k_z b}{2\pi}\right) \quad (2.8)$$

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 [Farina and Merletti, 2001c] :

$$H_{size}(k_x, k_z) = \begin{cases} 2 \frac{J_1(r\sqrt{k_x^2 + k_z^2})}{r\sqrt{k_x^2 + k_z^2}} & (k_x, k_z) \neq (0,0) \\ 1 & (k_x, k_z) = (0,0) \end{cases} \quad (2.9)$$

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 $H_{sf}(k_x, k_z)$ [Farina et Rainoldi, 1999], [Farina et al., 2001a], [Farina and Merletti, 2001c],

L'inclinaison des fibres dans le plan surface de la peau peut être modélisée en tournant le système de détection. Puisque la transformée de Fourier 2-D de la rotation d'une fonction 2-D est la rotation de la transformée de Fourier de la fonction, l'inclinaison des fibres peut être incluse en effectuant la rotation de la fonction de transfert $H_{ele}(k_x, k_z)$ [Farina and Merletti, 2001c] :

$$H_{ele}(k_x, k_z, \theta) = H_{ele}(k_x \cos\theta - k_z \sin\theta, k_x \sin\theta + k_z \cos\theta) \quad (2.10)$$

Où θ est l'angle de l'inclinaison. L'équation (2.10) représente la fonction de transfert spatiale globale 2-D du système de détection.

2.4.3. Calcul du potentiel de la peau dans le domaine spatial

La transformée de Fourier du potentiel au-dessus de la peau peut être obtenue par le produit de $H_{vc}(k_x, k_z)$ et de $H_{ele}(k_x, k_z, \theta)$ et de la transformée de Fourier de la source $I(k_z)$ (figure. 2.10.b). Pour obtenir le potentiel dans l'espace dans la direction de la fibre, la transformée de Fourier inverse 2-D de ce produit et la section à $x = x_0$ du potentiel calculé sont alors exigées [Farina and Merletti, 2001c]. Le signal de sortie dans l'espace est ainsi obtenu. Son expression est donnée par l'équation (2.11) :

$$\varphi(z) = \left(\frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} I(k_z) H_{glo}(k_x, k_z, \theta) e^{jk_x x} e^{jk_z z} dk_x dk_z \right) \Big|_{x=x_0} \quad (2.11)$$

$$\text{Où} \quad H_{glo}(k_x, k_z, \theta) = H_{vc}(k_x, k_z) \cdot H_{ele}(k_x, k_z, \theta).$$

A partir de l'équation (2.11), le signal de sortie dans l'espace pourrait être considéré comme un résultat de l'application d'un filtre spatial $B(K_z)$ à la source de courant $I(k_z)$. L'expression du filtre $B(K_z)$ est donnée par l'équation (2.12) :

$$B(K_z) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} H_{glo}(K_x K_z, \theta) e^{jK_z X_0} dK_x \quad (2.12)$$

Les figures 2.12.a et 2.12.b montrent les fonctions de transfert des systèmes de détection différentiels simples et doubles respectivement réalisés avec des électrodes circulaires. Les valeurs du rayon sont 7.5 et 5 mm respectivement et la distance d'inter-électrode est de 20 mm. Dans le cas des systèmes de détection NDD et IB² le rayon de l'électrode est de 5 mm. Les figures 2.13 montrent la valeur absolue de la transformée de Fourier 2-D (la densité spectrale d'énergie est le carré de la transformée de Fourier) des potentiels détectés au-dessus de la surface de la peau avec les quatre systèmes de détection indiqués dans la figure 2.12. Les potentiels sont générés par le PAI approximé à l'aide de l'expression analytique de Rosenfalck (équation 2.1) à une profondeur de 2 mm dans le muscle. $R_c = 20$, $R_m = 0.5$, $R_a = 5$, $h_l = 3$ mm, et $d = 1$ mm. Ces paramètres sont conservés dans tous les calculs.

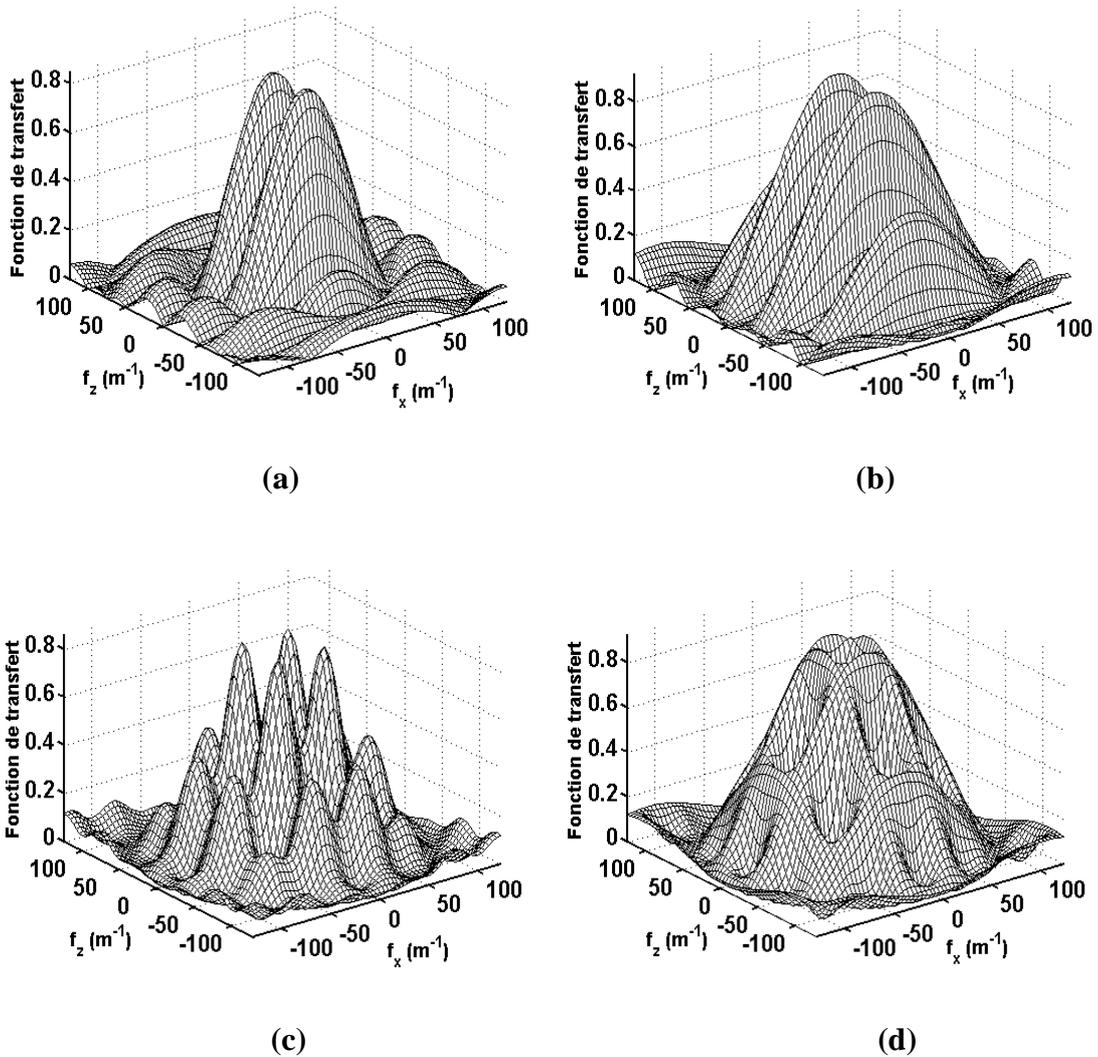


Figure. 2.12. Valeur absolue de la fonction de transfert 2-D des systèmes de détection réalisés avec des électrodes circulaires a) SD. b) DD. c) NDD. d) IB².

La figure 2.14 montre la valeur absolue de la transformée de Fourier 1-D des potentiels générés par la même fibre à différents angles β (0° , 15° , 30° , 45°) détectés par le système de détection double. La détection est réalisée avec des électrodes circulaires de 5 mm de diamètre et une distance inter-électrode de 20 mm .

La figure 2.15 révèle que le filtre IB^2 est non sensible aux rotations. Le filtre NDD semble plus isotrope que le filtre DD mais moins isotrope que le filtre IB^2 . Le filtre DD est fortement anisotrope car il dépend seulement de la fréquence spatiale dans la direction longitudinale. La propriété d'isotropie du système de détection implique que le signal détecté est indépendant de l'orientation des fibres musculaires. Nous remarquons également un décalage du contenu spectral vers les plus basses fréquences quand le filtre IB^2 est utilisé.

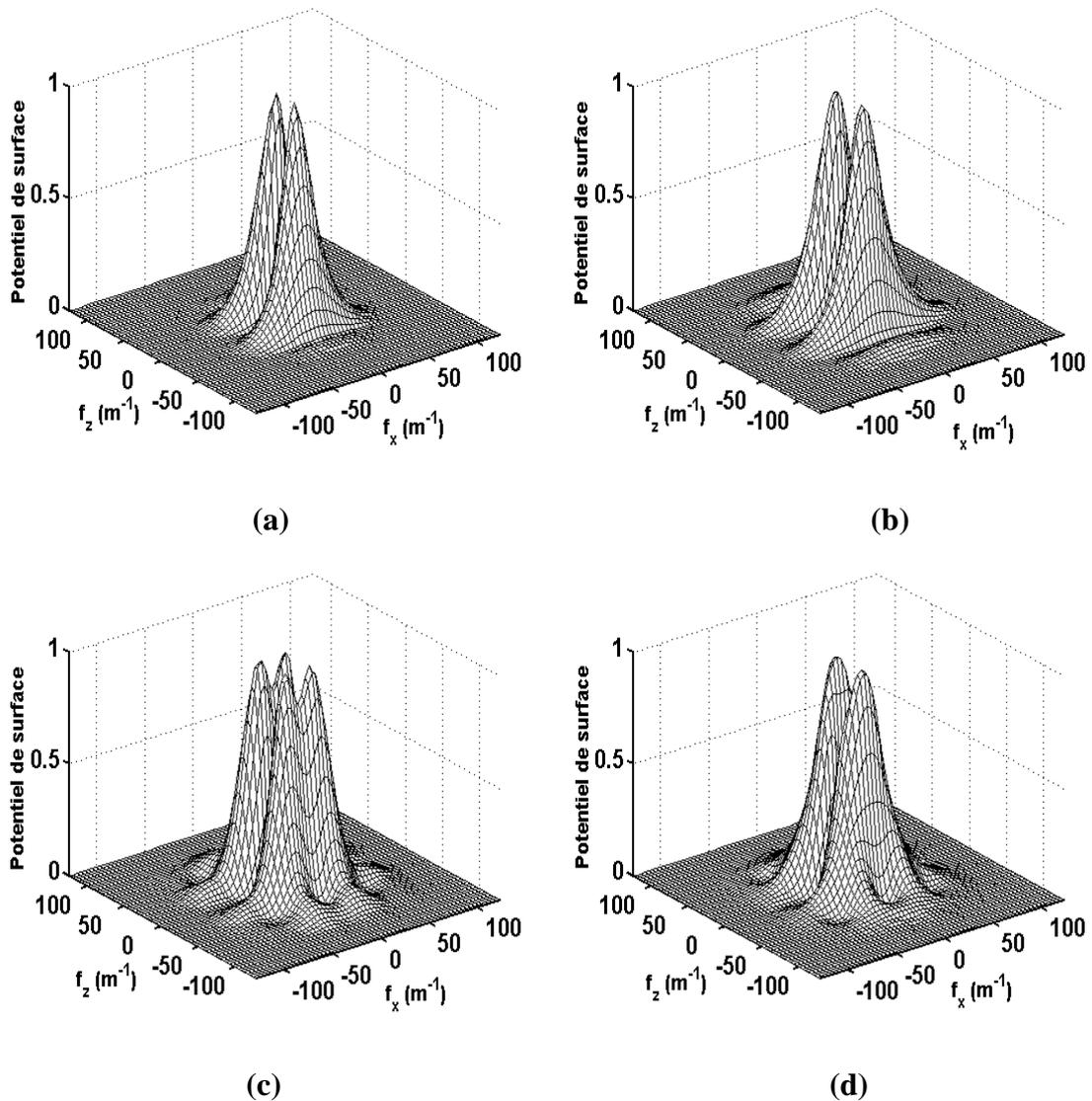


Figure 2.13. Valeur absolue de la transformée de Fourier 2-D du potentiel détecté dans l'espace au-dessus de la surface de la peau avec des systèmes décrits dans la figure 2.12. La source est située à une profondeur égale à 2 mm dans le muscle.

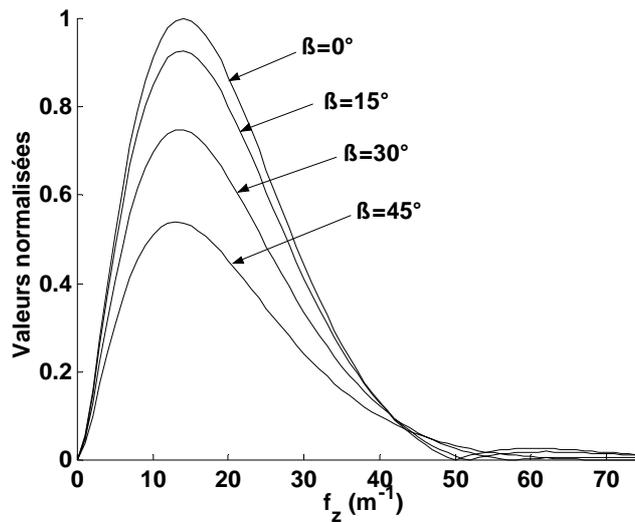


Figure 2.14. Valeur absolue de la transformée de Fourier 1-D des potentiels générés par la même fibre à différents angles et détectés par le système de détection différentiel simple (SD) réalisé avec les électrodes circulaires dont le rayon est de 5 mm et de distance inter-électrode de 20 mm.

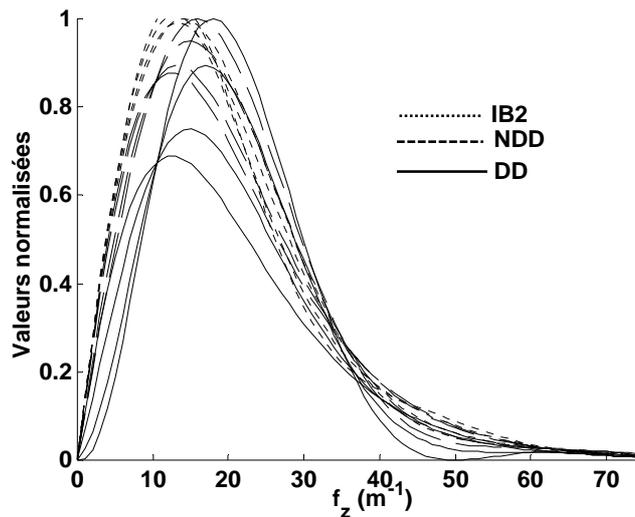


Figure 2.15. Valeur absolue de la transformée de Fourier 1-D des potentiels générés par la même fibre à différents angles donnés dans la figure 2.14 et détectés à l'aide des systèmes de détection (DD), (NDD) et (IB2). Les électrodes de détection sont circulaires avec un rayon de 5 mm et une distance inter-électrode de 20 mm.

2.4.4. Description de la source de courant et le calcul du signal dans le domaine temporel.

2.4.4.1. Description de la source

Dans ce modèle planaire multicouche, le PAI est mathématiquement décrit dans le domaine de l'espace comme il a été suggéré par Rosenfalck (équation 2.1) [Rosenfalck, 1969]. L'apparition progressive de sa première dérivée au niveau de la plaque motrice et sa

disparition aux tendons ont été considérées sans approximer la source de densité de courant [Dimitrov and Dimitrova, 1998].

La densité de courant de source $i(z, t)$ se propageant avec une vitesse v le long d'une fibre musculaire finie peut être décrite analytiquement dans le domaine spatio-temporel comme suit [Farina et Meletti, 2001c] :

$$i(z, t) = \frac{d}{dz} [\psi(z - z_i - vt)P_{l1}(z - z_i - L_1/2) - \psi(-z + z_i - vt)P_{l2}(z - z_i + L_2/2)] \quad (2.13)$$

Où $\psi(z)$ est la première dérivée de $V_m(-z)$, $P_L(z)$ est la 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 [Farina et Meletti, 2001c]. La figure 1.4 représente la première dérivée de deux PAIs se propageant le long de la fibre dans le temps et dans l'espace.

2.4.4.2. Calcul du signal de surface dans le domaine temporel

L'équation (2.13) fournit une expression de la densité de courant de source à chaque instant. Une fois la fonction de transfert entre la densité de courant de source et le signal dans l'espace est calculée, le signal temporel détecté à une position z_0 peut être calculé en appliquant le filtre spatial donné par l'équation (2.12). Ainsi, le signal temporel est interprété comme une section à $z = z_0$ de la transformée de Fourier inverse 2-D de $I(k_z, k_t)B(k_z)$. L'expression du potentiel obtenu dans le domaine temporel est la suivante :

$$\varphi(t) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} I(k_z, k_t)B(k_z) e^{jk_z z_0} e^{jk_t t} dk_z dk_t \quad (2.14)$$

La fonction $I(k_z, k_t)$ peut être calculée analytiquement par la transformée de Fourier en 2-D de l'équation (2.13).

$$I(k_z, k_t) = jk_z \frac{1}{v} \Psi^* \left(\frac{k_t}{v} \right) e^{-jk_z z_i} \left[e^{-jk_\varepsilon L_1/2} \cdot \frac{\sin(k_\varepsilon L_1/2)}{k_\varepsilon/2} - e^{jk_\beta L_2/2} \cdot \frac{\sin(k_\beta L_2/2)}{k_\beta/2} \right] \quad (2.15)$$

Où $\Psi \left(\frac{k_t}{v} \right)$ est la transformée de Fourier de $\psi(x_z)$ évalué en fonction de $\frac{k_t}{v}$, * indique le conjugué complexe, $k_\varepsilon = k_z + \frac{k_t}{v}$, $k_\beta = k_z - \frac{k_t}{v}$, et $k_t = 2\pi f_t$ la fréquence angulaire temporelle.

Un exemple de simulation de signaux temporels d'une unité motrice formé de 50 fibres de demi-longueurs droite et gauche de 120 mm et 80 mm respectivement est donné dans la figure 2.16. L'UM de rayon 1 mm est située à une profondeur de 10 mm dans le volume conducteur. Les signaux sont détectés à partir d'un système constitué de neuf canaux séparés d'une distance de 10 mm. Chaque canal de détection est représenté par un

filtre spatial Laplacien formé d'électrodes circulaires de rayon 0.25 mm et dont la distance inter-électrodes est de 2.5 mm .

L'épaisseur du tissu adipeux est prise égale à 1.5 mm et celle de la peau à 0.5 mm . Les signaux sont simulés avec une vitesse de conduction de 4 m/s .

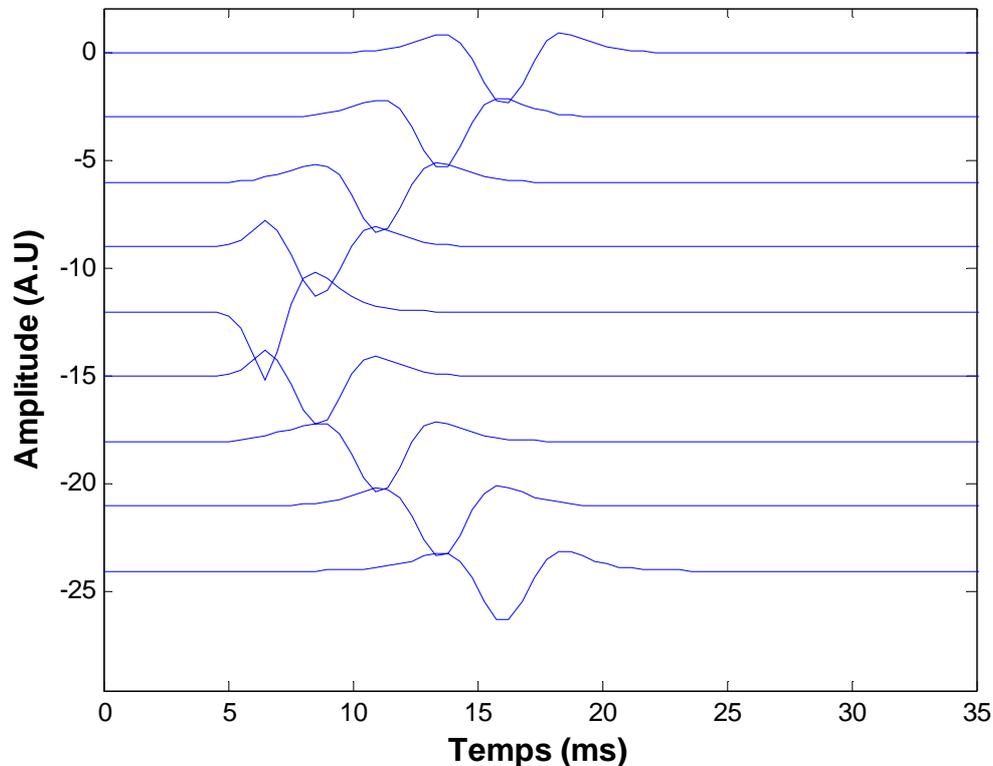


Figure 2.16 : Signaux temporels NDD simulés à partir du modèle planaire multicouche.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié plusieurs modèles planaires. Les deux premiers modèles se basent sur le volume conducteur planaire monocouche et le troisième modèle considère un volume conducteur planaire multicouche. Une comparaison entre les deux modèles planaires monocouche est effectuée par la simulation de plusieurs signaux monopolaires, différentiels simples et différentiels double et par l'estimation des variables spectrales de la vitesse de conduction. Les résultats de cette comparaison ont montré que les deux modèles sont similaires, à l'exception de l'évaluation de la vitesse de conduction qui est davantage affectée par la zone d'innervation dans le cas du deuxième modèle. Dans le modèle dipôle, il est inutile de décrire la distribution de la densité de courant aux limites et le long de la fibre. En considérant le PAF comme un signal de sortie du système invariant dans le temps, le calcul du PAUM comme une convolution simple entre le signal d'entrée (première dérivée temporelle du PAI) et la fonction commune (CIR) devient considérablement très rapide et simple. Les résultats de cette partie de travail ont fait l'objet de deux communications [Reffad et al., 2004a], [Reffad and Bekka, 2004b].

Le modèle planaire multicouche a donné une nouvelle évolution au signal SEMG. Le signal SEMG est décrit comme un signal tridimensionnel ayant une évolution dans le temps et dans l'espace. Le volume conducteur est constitué par plusieurs couches dont

résulte une cascade de filtres spatiaux et temporels. La détection de ce signal en un point sur la peau fournit un signal dans le domaine temporel avec les deux coordonnées spatiales fixées au point de détection. Cette détection fournit des informations sur la distribution du potentiel électrique généré par l'activité des fibres musculaires. La fonction de transfert des systèmes de détection présente deux contributions : la fonction de transfert du filtre spatial et la fonction de transfert équivalente de la forme des électrodes et de leurs tailles. De l'interprétation de l'effet de la configuration des électrodes comme une opération de filtrage spatial et la relation entre le domaine temporel et le domaine spatial, on conclut, qu'en sélectionnant des poids des électrodes, il est possible d'introduire des zéros dans la bande passante spatiale du signal EMG. Ces zéros sont reflétés dans la bande passante temporelle (en assumant une pure propagation de l'PAI le long de la fibre). Ce modèle donne une possibilité de mieux comprendre les caractéristiques du signal et leurs relations avec les fonctions du système neuromusculaire.

Chapitre 3

Modèle cylindrique multicouche

Chapitre 3

Modèle cylindrique multicouche

3.1. Introduction

Farina et al., (2004a) ont proposé récemment une approche pour modéliser le signal SEMG basée sur les caractéristiques de la transformée de Fourier du signal [Farina et al., 2004a]. Cette approche a été appliquée pour générer des signaux dans un volume conducteur multicouche (muscle, tissu adipeux et peau) dans des coordonnées cartésiennes avec des plans parallèles infinis séparant les différents tissus. Bien que cette description soit plutôt loin de quelques conditions expérimentales, cependant l'aspect intéressant du modèle est la nouvelle perspective proposée par rapport aux dérivations des modèles classiques.

Le signal dans le domaine temporel a été généré par un filtre équivalent unidimensionnel (1-D). Ce dernier a été calculé sur la base des fonctions de transfert spatiales du volume conducteur et du système de détection et de la fonction spatio-temporelle décrivant l'évolution dans l'espace et dans le temps du potentiel d'action intracellulaire. Cette description a permis l'interprétation directe des caractéristiques spectrales du signal EMG de surface. Par exemple, la présence des dips spectraux dans le cas des systèmes de détection bidimensionnels (2-D) a été étudiée théoriquement avec cette approche de modélisation [Farina et al., 2001a], [Farina and Merletti, 2001c]. Le modèle a également permis le calcul efficace des potentiels simulés par l'application des propriétés de la transformation de Fourier 2-D.

Un volume conducteur cylindrique peut être utilisé pour décrire les muscles des membres. Il n'y a aucune description analytique du volume conducteur représentant un muscle d'un membre avec des couches internes. Farina et Merletti (2001c) ont prouvé que l'approche proposée pour modéliser le modèle planaire multicouche peut être généralisée pour le cas du volume conducteur cylindrique. Ceci mène à une approche très générale pour la simulation des fibres localisées aussi bien le long de la direction longitudinale que la direction angulaire.

Les différentes couches du volume conducteur cylindrique peuvent aussi bien contenir la source que le système de détection. La génération et l'extinction de l'IAP ne sont pas décrites en tant que sources équivalentes comme dans d'autres modèles [Gootzen et al., 1991], [Lowery et al., 2002], mais une progressive apparition et disparition de la première dérivée du potentiel d'action intracellulaire à la plaque motrice et aux tendons sont simulées.

3.2. Géométrie du volume conducteur

La géométrie étudiée est reportée dans la figure 3.1. Elle décrit le cas du muscle membre. Les coordonnées dans lesquelles le volume conducteur est étudié sont cylindriques (ρ, θ, z) . Le volume conducteur est un cylindre multicouche, la source est

située dans l'une des couches le long des coordonnées z ou θ . Toutes les couches sont limitées dans la direction radiale, excepté une qui est infinie. La couche infinie peut être anisotrope et peut avoir n'importe quelle conductivité. Le nombre de couches et les positions des points de détection mènent à différents modèles du volume conducteur (e.i., différentes fonctions de transfert du volume conducteur). Chaque couche du volume conducteur est homogène mais peut être anisotrope. Cette géométrie est très générale et s'applique aussi bien pour le cas du membre que pour le muscle sphincter. La dérivation de la réponse impulsionnelle spatiale du volume conducteur est la même pour les deux cas avec une description différente de la source. Au cours de ce travail, nous nous sommes intéressés au cas du muscle membre. Dans les sections qui suivent, nous reprendrons donc la modélisation du volume conducteur multicouche dont la géométrie est appliquée au muscle membre. La source peut être située dans n'importe quelle couche intermédiaire et le système d'enregistrement est placé à la frontière entre la couche limitée (la plus externe) et la couche infinie (qui est la couche d'air dans ce cas). Les potentiels d'action intracellulaires se propagent le long de z , où les fibres sont localisées. Ainsi, la conductivité du tissu musculaire est plus élevée dans la direction z que dans les autres directions.

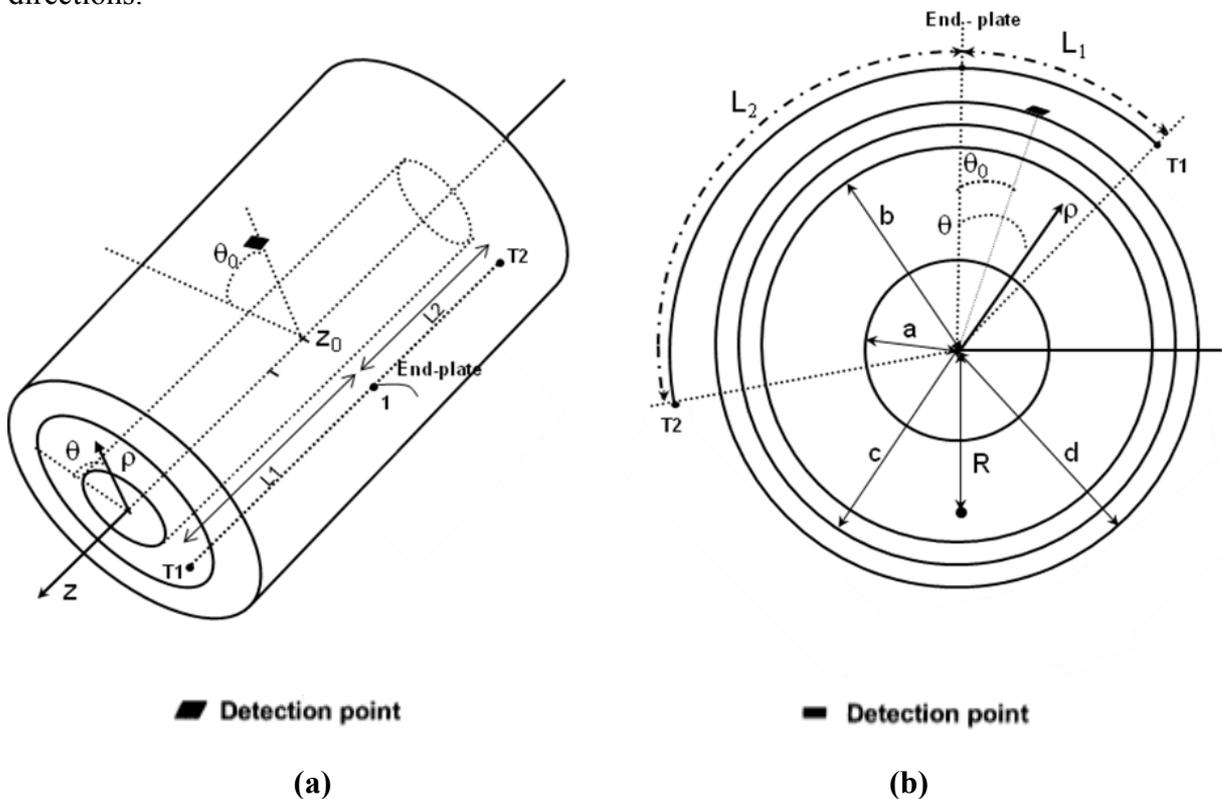


Figure 3.1 (a) Le volume conducteur multicouche. La couche infinie la plus externe peut être de l'air ou un tissu de n'importe quelle conductivité. La fibre musculaire est de longueur finie et peut être placée dans n'importe quelle des couches du volume conducteur. Les couches ont des conductivités qui généralement peuvent être différentes dans les trois directions spatiales. Les points de détection peuvent être à l'interface de deux couches quelconques. (b) Section du volume conducteur montré en (a). Une fibre est représentée correspondante au cas de la propagation dans la direction longitudinale. La distance radiale de la fibre à partir du centre du volume conducteur est indiquée par R . L_1 et L_2 sont les semi-longueurs de la fibre à partir de la plaque motrice jusqu'aux tendons. Deux emplacements possibles des points de détection sont montrés. a , b , c , et d sont les distances radiales définissant les interfaces entre les couches. z_0 et θ_0 sont les coordonnées du point de détection dans les directions z et θ respectivement [Farina et al., 2004a].

3.2.1. Description de la source

La source de densité de courant située le long d'une des coordonnées spatiales se génère, se propage et s'éteint le long d'une fibre musculaire de longueur finie. Cette source est être décrite par:

$$i(x_{lo}, t) = \frac{d}{dx_{lo}} \left[\psi(x_{lo} - x_{lo_i} - vt) p_{L_1}(x_{lo} - x_{lo_i} - L_1/2) - \psi(-x_{lo} + x_{lo_i} - vt) p_{L_2}(x_{lo} - x_{lo_i} + L_2/2) \right] \quad (3.1)$$

Où $i(x_{lo}, t)$ est la source de densité de courant, v la vitesse de propagation de la source, $\psi(x_{lo})$ la première dérivée du potentiel d'action intracellulaire $V_m(x_{lo})$, $p_L(x_{lo})$ la fonction qui prend la valeur 1 lorsque $-L/2 \leq x_{lo} \leq L/2$ et 0 ailleurs, x_{lo_i} la position de la plaque motrice, L_1 et L_2 sont les semi-longueurs de la fibre à partir de la plaque motrice au tendon droit et au tendon gauche respectivement. Equation (3.1) représente deux ondes se propageant à la vitesse v dans des directions opposées. Ces ondes et se génèrent à partir d'un point commun et s'éteignent à l'extrémité des distances L_1 et L_2 .

3.2.2. Calcul du signal de surface dans le domaine temporel

En supposant que les effets du volume conducteur et du système de détection peuvent être décrits comme une fonction de transfert équivalente 1-D $B(k_{lo})$ [avec la réponse impulsionnelle correspondante $b(x_{lo})$] dans le domaine spatial ($k_{lo} = 2\pi f_{lo}$ est la fréquence angulaire spatiale dans la direction longitudinale) et en considérant le potentiel détecté à un emplacement spécifique $x_{lo} = x_{lo_0}$, nous obtenons le potentiel dans le domaine temporel dont l'expression est la suivante [Farina et al., 2004a] :

$$\begin{aligned} \varphi(t) &= \left(\int_{-s}^{+s} i(x_{lo} - x'_{lo}, t) b(x'_{lo}) dx'_{lo} \right)_{x_{lo}=x_{lo_0}} = \left(\int_{-s}^{+s} \int_{-\infty}^{+\infty} i(x_{lo} - x'_{lo}, t - t') b(x'_{lo}) \delta(t') dx'_{lo} dt' \right)_{x_{lo}=x_{lo_0}} = \\ &= \left(\frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-s}^{+s} \int_{-\infty}^{+\infty} I(k_{lo}, k_t) B(k_{lo}) e^{jk_{lo}x_{lo}} e^{jk_t t} dk_{lo} dk_t \right)_{x_{lo}=x_{lo_0}} = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-s}^{+s} \int_{-\infty}^{+\infty} I(k_{lo}, k_t) B(k_{lo}) e^{jk_{lo}x_{lo_0}} e^{jk_t t} dk_{lo} dk_t = \\ &= \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-s}^{+s} I(k_{lo}, k_t) B(k_{lo}) e^{jk_{lo}x_{lo_0}} dk_{lo} \right) e^{jk_t t} dk_t = \mathfrak{F}_{k_t}^{-1} \left\{ \frac{1}{2\pi} \int_{-s}^{+s} I(k_{lo}, k_t) B(k_{lo}) e^{jk_{lo}x_{lo_0}} dk_{lo} \right\} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Où $\mathfrak{F}_{k_t}^{-1}\{\cdot\}$ indique la transformation inverse de Fourier dans le domaine temporel, $s = \infty$ car la propagation est le long de l'axe z avec :

$$I(k_{lo}, k_t) = jk_{lo} \frac{1}{v} \Psi^* \left(\frac{k_t}{v} \right) e^{-jk_{lo}x_{lo_i}} \left[e^{-jk_{\epsilon}L_1/2} \cdot \frac{\sin(k_{\epsilon}L_1/2)}{k_{\epsilon}/2} - e^{jk_{\beta}L_2/2} \cdot \frac{\sin(k_{\beta}L_2/2)}{k_{\beta}/2} \right] \quad (3.3)$$

Où $\Psi \left(\frac{k_t}{v} \right)$ est la transformée de Fourier de $\psi(x_{lo})$ [équation (2.18)] évaluée en $\frac{k_t}{v}$, *

indique le conjugué complexe $k_\varepsilon = k_{l_0} + \frac{k_t}{v}$, $k_\beta = k_{l_0} - \frac{k_t}{v}$, et $k_t = 2\pi f_t$ la fréquence angulaire temporelle.

L'équation (3.2) montre qu'étant donné la fonction de transfert dans le domaine spatial, le potentiel le long de la coordonnée x_{l_0} est calculé en chaque instant par une convolution de la réponse impulsionnelle spatiale et de la source. Si le potentiel est détecté au point $x_{l_0} = x_{l_{0_0}}$, son expression peut être vue comme une intégrale dans le domaine fréquentiel. L'équation (3.3) est la transformée de Fourier 2-D de la source de densité de courant donnée en (3.1). Les équations (3.2) sont générales et permettent le calcul, par une transformée de Fourier inverse 1-D, du potentiel généré par une source (Equation 3.1) dans un volume conducteur et détecté par un système de détection en un point spécifique le long de l'axe x_{l_0} (Figure 3.1). $B(k_{l_0})$ représente tous les phénomènes relatifs spatiaux. Les calculs pour obtenir le signal simulé dans le domaine temporel sont entièrement effectués dans le domaine de fréquence. Le signal final simulé est la transformée de Fourier inverse 1-D de l'intégrale d'une fonction 2-D dans le domaine fréquentiel. Cette représentation est dérivée des concepts proposés par la modélisation du modèle planaire multicouche et est adaptée au système de coordonnées cylindriques. Toutes les dérivations ne dépendent pas de l'axe de propagation de la source. La figure 3.2 montre un schéma fonctionnel représentant cette approche de modélisation. Le modèle de la génération entière de l'EMG de surface et de sa détection est décrit comme le produit de deux fonctions 2-D, d'une intégration et d'une transformée de Fourier inverse 1-D. Ce ci est équivalent à un filtrage dans le domaine temporel [Farina and Merletti, 2001c].

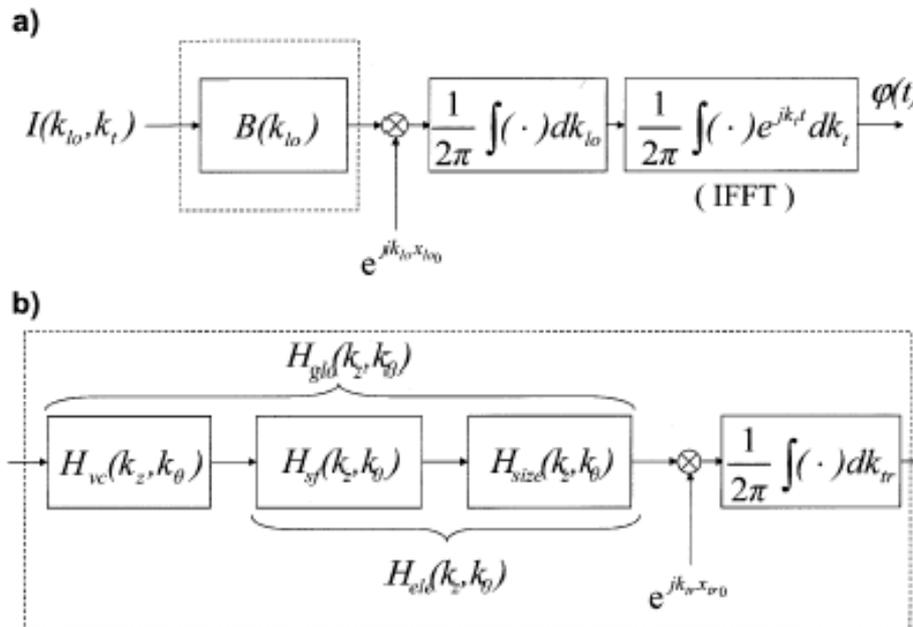


Figure 3.2 (a) Une représentation schématique générale du modèle, contenant la description du volume conducteur, les fibres de longueurs finies, et le système de détection. (b) La représentation décrivant comment $B(k_{l_0})$ est obtenue. $H_{vc}(k_z, k_\theta)$ est la fonction de transfert du volume conducteur, $H_{sf}(k_z, k_\theta)$ du filtre spatial, et $H_{size}(k_z, k_\theta)$ de la forme d'électrode. Les notations sont $k_z = k_{l_0}$, $k_\theta = k_{tr}$ avec $k_{tr} = 2\pi f_{tr}$ la fréquence angulaire spatiale dans la direction transversale [Farina et al., 2004a].

3.2.3. Dérivation de la fonction de transfert spatial

La fonction $B(k_{lo})$ dans les équations (3.2) représente la fonction de transfert à appliquer à une source dans le domaine spatial pour calculer la distribution du potentiel spatial le long de l'axe x_{lo} , à une distance transversale $x_{tr} = x_{tr_0}$ de la source. En appliquant la fonction de transfert 2-D $H_{glo}(k_z, k_\theta)$ décrivant tous les phénomènes spatiaux à une source impulsionnelle dans le domaine spatial, le potentiel détecté dans la direction longitudinale à un emplacement transversal $x_{tr} = x_{tr_0}$ est :

$$\begin{aligned} \varphi(x_{lo}) &= \frac{1}{(2\pi)^2} \left(\int_{-s}^{+s} \int_{-s}^{+s} H_{glo}(k_z, k_\theta) e^{jk_{lo}x_{lo}} e^{jk_{tr}x_{tr}} dk_{lo} dk_{tr} \right)_{x_{tr}=x_{tr_0}} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-s}^{+s} \int_{-s}^{+s} H_{glo}(k_z, k_\theta) e^{jk_{lo}x_{lo}} e^{jk_{tr}x_{tr_0}} dk_{lo} dk_{tr} = \mathfrak{F}_{k_{lo}}^{-1} \left\{ \frac{1}{2\pi} \int_{-s}^{+s} H_{glo}(k_z, k_\theta) e^{jk_{tr}x_{tr_0}} dk_{tr} \right\} \end{aligned} \quad (3.4)$$

Où $\mathfrak{F}_{k_{lo}}^{-1}\{\cdot\}$ indique la transformée de Fourier inverse dans la coordonnée spatiale longitudinale, $H_{glo}(k_z, k_\theta)$ est la fonction de transfert 2-D du volume conducteur et du système de détection (Figure 3.2), $x_{lo} = z$, $x_{tr} = \theta$, $k_{lo} = k_z$, $k_{tr} = k_\theta$, $x_{tr_0} = \theta_0$.

Les équations (3.4) indiquent que le signal, détecté le long de x_{lo} à la position $x_{tr} = x_{tr_0}$ et généré par une source impulsionnelle, peut être vu comme une section de la transformée de Fourier inverse 2-D de la fonction de transfert spatiale du système. Ceci est équivalent à la transformée de Fourier inverse 1-D d'une intégrale dans les domaines spatio-fréquentiel (Figure 3.2). A partir de l'équation (3.4), la fonction de transfert appliquée dans l'équation (3.2) est donnée par :

$$B(k_{lo}) = \frac{1}{2\pi} \int_{-s}^{+s} H_{glo}(k_z, k_\theta) e^{jk_{tr}x_{tr_0}} dk_{tr} \quad (3.5)$$

3.2.4. Calcul de la fonction de transfert d'un volume conducteur cylindrique multicouche

L'approche proposée pour la description du volume conducteur inclue aussi bien les couches internes qu'externes selon l'emplacement de la source. Ainsi, le volume conducteur est décrit en k_z and k_θ .

Le potentiel électrique dans un volume conducteur est obtenu à partir des relations suivantes dans le cas des conditions quasi stationnaires [Plonsey, 1977] :

$$\nabla \cdot J = -\nabla \cdot (\underline{\underline{\sigma}} \nabla \varphi) = I \quad (3.6)$$

Où J est la densité de courant ($A \cdot m^{-2}$), I est la source de la densité de courant ($A \cdot m^{-3}$), et $\underline{\underline{\sigma}}$ le tenseur de conductivité. En considérant un milieu homogène, symétrique et cylindrique et une source impulsionnelle, l'équation (3.6) dans un système de coordonnées cylindriques s'écrit :

$$\frac{\sigma_\rho}{\rho} \frac{\partial}{\partial \rho} \left(\rho \frac{\partial \varphi}{\partial \rho} \right) + \frac{\sigma_\theta}{\rho^2} \frac{\partial^2 \varphi}{\partial \theta^2} + \sigma_z \frac{\partial^2 \varphi}{\partial z^2} = -\frac{1}{\rho} \delta(\rho - R) \delta(\theta) \delta(z) \quad (3.7)$$

Où $(R,0,0)$ sont les coordonnées de la source dans le système de coordonnées cylindriques et σ_ρ , σ_θ , σ_z les conductivités dans les trois coordonnées. Avec le changement suivant des variables :

$$x = k_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} \rho, \quad (3.8)$$

Et en supposant que la solution peut être écrite en séparant les trois variables :

$$\varphi(\rho, \theta, z) = \Gamma(\rho) T(\theta) Z(z), \quad (3.9)$$

Nous obtenons à partir de (3.7) le système suivant en $\Gamma(\rho), T(\theta), Z(z)$:

$$\begin{cases} Z'' = -k_z^2 Z, \\ T'' = -k_\theta^2 T, \\ \Gamma'' + \frac{\Gamma'}{x} - \left(1 + \frac{\sigma_\theta}{\sigma_\rho} \frac{k_\theta^2}{x^2} \right) \Gamma = -\frac{1}{\sigma_\rho x_0} \delta(x - x_0). \end{cases} \quad (3.10)$$

Où $x_0 = k_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} R$ (Equation (3.8)). La solution générale du système (3.10) est donnée par:

$$\begin{cases} Z(z) = z_0 e^{jk_z z} + z_1 e^{-jk_z z} \\ T(\theta) = T_0 e^{jk_\theta \theta} + T_1 e^{-jk_\theta \theta} \\ \Gamma(x) = A_n(k_z) I_n(x) + B_n(k_z) K_n(x) \end{cases} \quad (3.11)$$

Où z_0 , T_0 , z_1 et T_1 sont des constantes arbitraires, $A_n(k_z)$ et $B_n(k_z)$ sont des coefficients arbitraires, $n = k_\theta \sqrt{\frac{\sigma_\theta}{\sigma_\rho}}$, et $I_n(x)$, $K_n(x)$ sont les fonctions de Bessel modifiées d'ordre n du premier et du deuxième type, respectivement. Dans les équations (3.11), k_z est un nombre réel tandis que k_θ est un nombre entier. La périodicité de la solution est θ . En substituant (3.11) dans (3.9) nous obtenons une solution particulière de l'équation (3.7) pour chaque choix des termes arbitraires $A_n(k_z)$, $B_n(k_z)$, z_0, T_0 , z_1 et T_1 et pour chaque sélection de k_z et k_θ . En raison des linéarités de l'équation (3.7), la solution générale peut être exprimée comme une combinaison linéaire des solutions obtenues ci-dessus, fournissant l'expression suivante [Farina et al., 2004a] :

$$\varphi(x, \theta, z) = \sum_{k_\theta=-\infty}^{+\infty} \int_{k_z=-\infty}^{+\infty} \Gamma(x; k_z, k_\theta) e^{jk_z z} dk_z e^{jk_\theta \theta} \quad (3.12)$$

Où les constantes arbitraires z_0 , T_0 , z_1 et T_1 sont incluses dans les coefficients $A_n(k_z)$ et $B_n(k_z)$.

De l'équation (3.12), le potentiel dans le système de coordonnées cylindriques est obtenu en tant qu'une transformée de Fourier inverse en k_z et en tant qu'une série de Fourier inverse en k_θ . Ainsi, k_θ est un index entier. L'implantation numérique de la solution en k_z et k_θ est discrétisée. Etant donnée que la source se propage parallèlement à l'axe principal du cylindre, la coordonnée longitudinale est liée à k_z . $\Gamma(x; k_z, k_\theta)$ est la fonction de transfert du volume conducteur en k_z et k_θ . Les coefficients $A_n(k_z)$ et $B_n(k_z)$ dans l'équation (3.11) sont calculés afin de satisfaire les conditions aux limites et de permettre la discontinuité de la première dérivée de $\Gamma(x)$ imposée par la source impulsionnelle. Dans le cas général de N couches dont la source est située dans l'une d'elles, il y a $2(N+1)$ constantes arbitraires à déterminer, $2(N-1)$ conditions imposant la continuité du potentiel et du flux à $(N-1)$ interfaces, deux conditions sont imposées par la source, une condition de convergence pour $\rho = 0$ et une pour $\rho \rightarrow \infty$. Les conditions aux limites des couches sont déterminées par les relations suivantes [Gootzen et al., 1991] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Gamma|_{\rho_0^+} = \Gamma|_{\rho_0^-} \\ \left[\sigma_\rho \frac{\partial \Gamma}{\partial \rho} \right]_{\rho_0^+} = \left[\sigma_\rho \frac{\partial \Gamma}{\partial \rho} \right]_{\rho_0^-} \end{array} \right. \quad (3.13)$$

Où ρ_0 indique la position de l'interface considérée et $\sigma_{\rho_0^+}$, $\sigma_{\rho_0^-}$, sont les conductivités radiales des deux couches considérées. Les conditions liées à la source sont essentielles pour considérer aussi bien les couches internes que les couches externes par rapport à la source en question. Ce sont la continuité du potentiel et la discontinuité de sa première dérivée en correspondance à la source :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Gamma|_{x_0^+} = \Gamma|_{x_0^-} \\ \Gamma|_{x_0^+} - \Gamma|_{x_0^-} = -\frac{1}{\sigma_\rho x_0} \end{array} \right. \quad (3.14)$$

Avec x_0 définie dans l'équation (3.10) et σ_ρ la conductivité radiale de la couche contenant la source. Pour la solution interne en ce qui concerne la source ($\rho < R$), le coefficient multiplicatif $K_n(x)$ (qui diverge pour $\rho = 0$) est pris égal à zéro; pour la solution externe à la source ($\rho > R$), le coefficient multiplicatif $I_n(x)$ (qui diverge pour $\rho \rightarrow \infty$) est égale à zéro. Ainsi :

$$A_n|_{x_0^+} = 0; \quad B_n|_{x_0^+} = \frac{1}{\sigma_\rho} I_n(x_0); \quad A_n|_{x_0^-} = \frac{1}{\sigma_\rho} K_n(x_0); \quad B_n|_{x_0^-} = 0 \quad (3.15)$$

La solution générale suivante (fonction de transfert du volume conducteur) est obtenue dans le domaine spatio-fréquentiel k_z et k_θ [Farina et al., 2004a] :

$$\Gamma(\rho, k_z, k_\theta) = \begin{cases} A_n(k_z)I_n\left(k_z\sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}}\rho\right) + B_n(k_z)K_n\left(k_z\sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}}\rho\right) + \frac{1}{\sigma_\rho}I_n\left(k_z\sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}}R\right)K_n\left(k_z\sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}}\rho\right) & \text{pour } \rho > R \\ A_n(k_z)I_n\left(k_z\sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}}\rho\right) + B_n(k_z)K_n\left(k_z\sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}}\rho\right) + \frac{1}{\sigma_\rho}K_n\left(k_z\sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}}R\right)I_n\left(k_z\sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}}\rho\right) & \text{pour } \rho < R \end{cases} \quad (3.16)$$

Avec $n = k_\theta \sqrt{\frac{\sigma_\theta}{\sigma_\rho}}$ et ρ la coordonnée radiale de l'interface où le point de détection est

localisé. Les derniers termes de la solution donnée en équation (3.16) sont obtenus à partir de l'équation (3.11) par les conditions de la source (Equation 3.15) et sont différents pour les parties du volume conducteur qui sont internes et externes par rapport à la source. Dans le cas où $\rho > R$ les deux premières conditions dans l'équation (3.15) sont utilisées. Pour la cas $\rho < R$, la troisième et la quatrième expression dans l'équation (3.15) sont considérées.

La solution donnée ci-dessus n'assume aucune couche isotrope et peut être utilisée pour n'importe quel nombre de couches. Elle peut être simplifiée dans des cas particuliers. Par exemple, en étudiant le muscle du membre et en incluant l'os, le muscle, le tissu adipeux, la peau, et l'air infini. Toutes les couches peuvent être considérées comme isotropes, excepté le muscle. Pour les couches isotropes, l'argument des fonctions de Bessel dans l'équation (3.16) est $x = k_z \rho$ et l'ordre est $n = k_\theta$. Pour le tissu du muscle

du membre, $\sigma_\rho = \sigma_\theta < \sigma_z$, $x = k_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} \rho$ et $n = k_\theta$.

Les coefficients arbitraires dans l'équation (3.16) sont déterminés en considérant les cas spécifiques. Généralement ils sont spécifiés par un système linéaire qui découle des conditions décrites dans les équations (3.13) et (3.14) :

$$\underline{A} \cdot \underline{X} = \underline{b} \quad (3.17)$$

Avec \underline{X} le vecteur des coefficients à déterminer et \underline{A} et \underline{b} dépendent de la structure du volume conducteur. Dans le cas du muscle membre incluant l'os, le muscle, le tissu adipeux, la peau et l'air [Farina et al., 2004a] :

$$\underline{A} = \begin{bmatrix} I_n(ak_z) & -I_n(a_k k_z) & -K_n(a_k k_z) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sigma_b I_n'(ak_z) & -\sqrt{\sigma_{np}\sigma_{mz}} I_n'(a_k k_z) & -\sqrt{\sigma_{np}\sigma_{mz}} K_n'(a_k k_z) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_n(b_k k_z) & K_n(b_k k_z) & -I_n(b_k) & -K_n(b_k) & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{np}\sigma_{mz}} I_n'(b_k k_z) & \sqrt{\sigma_{np}\sigma_{mz}} K_n'(b_k k_z) & -\sigma_f I_n'(b_k) & -\sigma_f K_n'(b_k) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_n(c_k) & K_n(c_k) & -I_n(c_k) & -K_n(c_k) \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_f I_n'(c_k) & \sigma_f K_n'(c_k) & -\sigma_s I_n'(c_k) & -\sigma_s K_n'(c_k) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_s I_n'(dk_z) & \sigma_s K_n'(dk_z) \end{bmatrix}$$

$$\underline{b} = \begin{bmatrix} \frac{I_n(a_m k_z) K_n(R_m k_z)}{\sigma_{m\rho}} \\ \sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} I_n'(a_m k_z) K_n(R_m k_z) \\ \frac{I_n(R k_z) K_n(b_m k_z)}{\sigma_{m\rho}} \\ -\sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} I_n(R_m k_z) K_n'(b_m k_z) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; \quad \underline{X} = \begin{bmatrix} A_n^1(k_z) \\ A_n^2(k_z) \\ B_n^2(k_z) \\ A_n^3(k_z) \\ B_n^3(k_z) \\ A_n^4(k_z) \\ B_n^4(k_z) \end{bmatrix}; \quad (3.18)$$

Avec : $n = k_\theta$

$$R_m = \sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} R; a_m = \sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} a; b_m = \sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} b; \quad (3.19)$$

$$I_n'(x) = \frac{dI_n(x)}{dx} = \frac{I_{n+1}(x) + I_{n-1}(x)}{2}; K_n'(x) = \frac{dK_n(x)}{dx} = -\frac{K_{n+1}(x) + K_{n-1}(x)}{2}$$

Et a , b , c , et d étant définis dans la figure (3.1), σ_b , σ_{mz} , $\sigma_{m\rho}$, σ_f , et σ_s sont les conductivités de l'os, du muscle dans la direction longitudinale et radiale, du tissu adipeux et de la peau, respectivement.

La figure 3.3 montre la fonction de transfert du volume conducteur d'un muscle membre en considérant l'os, le muscle, le tissu adipeux et la peau.

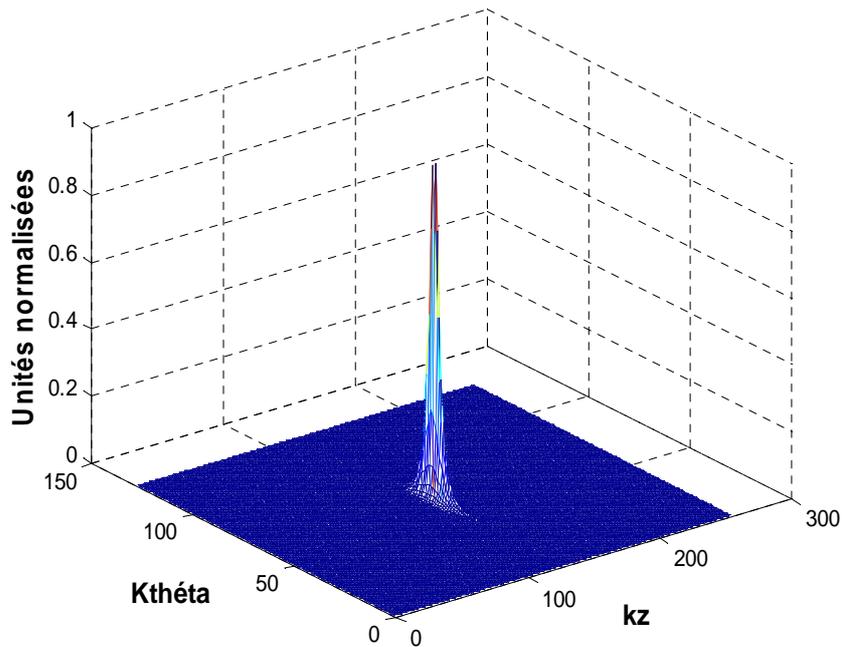


Figure 3.3. Fonction de transfert du volume conducteur cylindrique.

Issues numériques

Les coefficients arbitraires dans l'équation (3.16) sont obtenus à partir du système décrit par l'équation (3.17) pour chaque valeur de k_z et de k_θ . Ces valeurs sont discrètes dans l'implémentation numérique. Etant donné la symétrie du volume conducteur, la fonction de transfert (équation 3.16) est symétrique par rapport à k_z et k_θ . Ainsi, la fonction de transfert du volume conducteur peut être calculée seulement pour des valeurs positives des deux fréquences. Ceci mène à une réduction du nombre de systèmes dans l'équation (3.17) qui doivent être résolus. Pour réduire les problèmes numériques qui peuvent surgir au cours de l'inversion de la matrice

$\underline{\underline{A}}$, la substitution suivante du vecteur \underline{X} qui est dérivée de la méthode proposée par Gootzen [Gootzen et al., 1991] est donnée par:

$$\underline{X}' = \begin{bmatrix} A_n^1(k_z)I_n(k_z a) \\ A_n^2(k_z)I_n(k_z b_m) \\ B_n^2(k_z)K_n(k_z b_m) \\ A_n^3(k_z)I_n(k_z c) \\ B_n^3(k_z)K_n(k_z c) \\ A_n^4(k_z)I_n(k_z d) \\ B_n^4(k_z)K_n(k_z d) \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

Pour le cas décrit dans (3.18).

L'équation (3.20) est liée à l'équation (3.18), mais peut être étendue à tout nombre de couches et pour différentes positions de la source. Les entrées de la matrice $\underline{\underline{A}}$ sont changées en conséquence. Avec la substitution décrite en (3.20), la solution obtenue est plus stable que celle proposée par Gootzen [Gootzen et al., 1991] même pour le cas du volume conducteur qui comporte plusieurs couches [Farina et al., 2004a].

Pour une implémentation numérique du modèle, comme elle est décrite dans la figure 3.2, la discrétisation des différentes coordonnées fréquentielles des systèmes doit être considérée. La discrétisation dans le domaine temporel ou spatial implique une répétition périodique de la solution dans le domaine fréquentiel et vis versa.

La coordonnée longitudinale (le long de l'axe de propagation de la source) et le temps sont liés par la vitesse de propagation :

$$x_{lo} = vt \quad (3.21)$$

Où v est la vitesse de conduction. Dans le domaine temporel, la largeur de la bande de fréquence est limitée à l'intervalle $[-fsamp/2, +fsamp/2]$, où $fsamp$ est la fréquence d'échantillonnage du signal simulé. En considérant $k_{lo_{max}}$ la fréquence spatiale angulaire maximale, nous obtenons donc :

$$k_{lo_{max}} = \pi \frac{f_{samp}}{v} \quad (3.22)$$

La fréquence spatiale est également discrète :

$$\Delta k_{l_o} = \frac{2k_{l_o_{\max}}}{w} \quad (3.23)$$

Où Δk_{l_o} est la résolution fréquentielle et w est le nombre de points fréquentiels spatiaux utilisés dans l'implémentation numérique. Nous avons également, à partir de l'échantillonnage de k_{l_o} , une limite de l'intervalle de définition de x_{l_o} :

$$x_{l_o_{\max}} = \frac{\pi}{\Delta k_{l_o}} \quad (3.24)$$

$$\Delta x_{l_o} = \frac{\pi}{k_{l_o_{\max}}} \quad (3.25)$$

En dehors de l'intervalle $[-x_{l_o_{\max}}, +x_{l_o_{\max}}]$, la réponse impulsionnelle du volume conducteur est répétée périodiquement dans la direction longitudinale. Dans la direction θ ceci reflète la périodicité physique du volume conducteur avec la condition $x_{l_o_{\max}} = \pi$ qui est imposée par la structure physique. La modélisation du volume conducteur est limitée dans la direction de z . Sa longueur selon cette direction peut être fixée en choisissant une valeur appropriée de w . A partir des équations (3.22, 3.23, 3.24), le paramètre w (nombre de points dans l'axe fréquentiel) est donné par :

$$w = \frac{2k_{l_o_{\max}} x_{l_o_{\max}}}{\pi} = \frac{2x_{l_o_{\max}} f_{\text{samp}}}{v} \quad (3.26)$$

La limitation de la coordonnée spatiale θ à l'intervalle $[-\pi, +\pi]$ impose une discrétisation de la fréquence spatiale, comme dans le cas de la coordonnée z . L'équation (3.25) décrit également l'effet de la limitation à une fréquence finie. Ceci implique un échantillonnage dans le domaine spatial et par conséquent dans le domaine temporel. Les mêmes problèmes de la limitation et de l'échantillonnage se produisent pour la coordonnée transversale. Cependant dans ce cas, l'espace et le temps ne sont pas liés par la vitesse de propagation.

3.3. Configuration et dimensions physiques des électrodes

En considérant la somme des signaux détectés par différentes électrodes points, nous obtenons un filtre spatial [Schneider et al., 1991] et [Reucher et al., 1987b] dont la fonction de transfert $H_{sf}(k_z, k_\theta)$ est donnée par :

$$H_{sf}(k_z, k_\theta) = \sum_{i=-l}^{q-1} \sum_{u=-g}^{h-1} a_{iu} e^{-jk_z id_z} e^{-jk_\theta u d_\theta} \quad (3.27)$$

Où l, q, h, g sont des nombres entiers positifs ($l+q$ est le nombre d'électrodes dans la direction z et $h+g$ le nombre d'électrodes dans la direction θ), a_{iu} les poids donnés aux électrodes, d_z et d_θ les distances inter-électrodes dans les deux directions. En considérant une matrice d'électrodes qui peuvent être adaptées à la forme du volume conducteur, la distance d_θ dans l'équation (3.27) est donnée par :

$$d_\theta = \frac{d}{R_{ele}} \quad (3.28)$$

Où d est la distance entre les électrodes et R_{ele} est le rayon de la circonférence le long de laquelle les électrodes placées le long de θ sont localisés. L'équation (3.28) provient de la convention de l'équation (3.27) qui suppose les fréquences spatiales angulaires liées à z et θ , ainsi d_θ devrait être exprimée en radians (Figure 3.4).

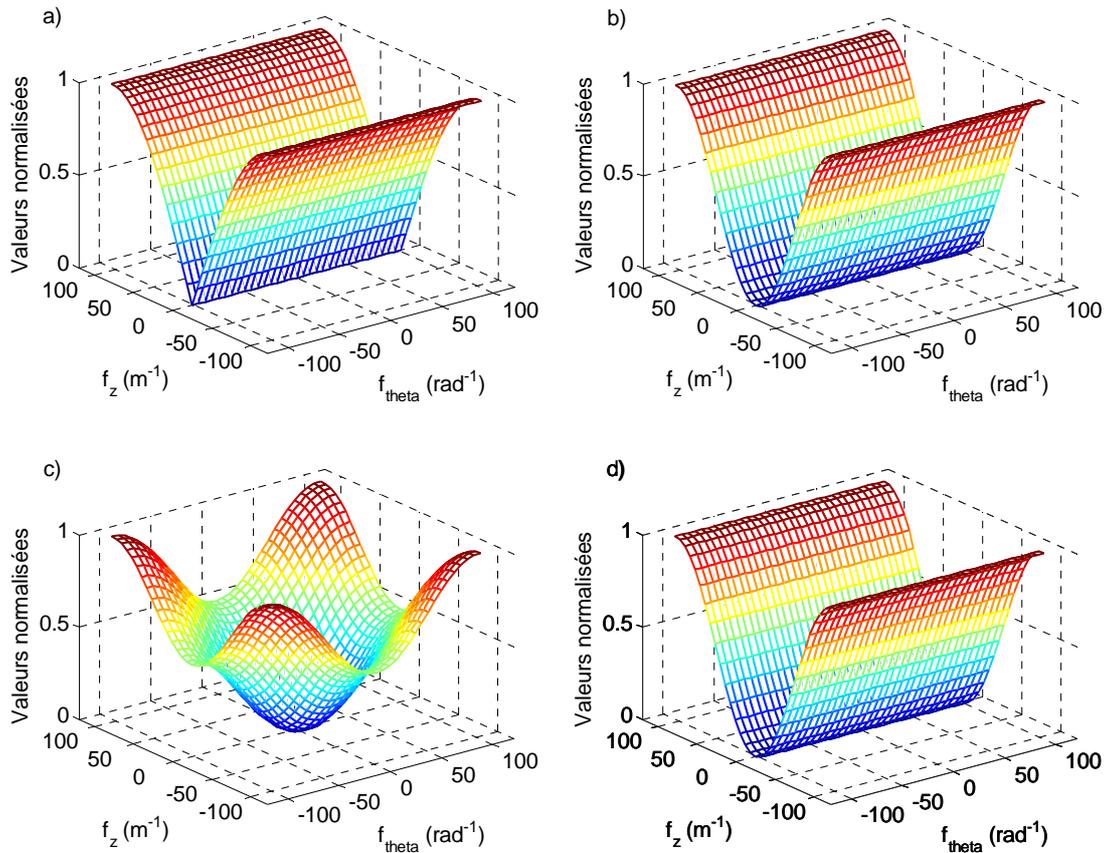


Figure 3.4. Fonctions des filtres spatiaux. a) SD. b) DD. c) NDD. d) IB².

La fonction de transfert $H_{size}(k_z, k_\theta)$ décrivant la forme de l'électrode peut être donnée comme proposé par Farina et Merletti [Farina and Merletti, 2001c] et adaptée à une géométrie particulière du volume conducteur. Pour le cas des électrodes rectangulaires :

$$H_{size}(k_z, k_\theta) = \text{sinc}\left(\frac{k_\theta a_{ele}}{2\pi R_{ele}}\right) \text{sinc}\left(\frac{k_z b_{ele}}{2\pi}\right) \quad (3.29)$$

Avec a_{ele} et b_{ele} les longueurs des cotés de l'électrode et $\text{sinc}(x) = \sin(\pi x)/(\pi x)$ si $x \neq 0$, $\text{sinc}(0) = 1$.

Pour les électrodes elliptiques / circulaires :

$$H_{size}(k_z, k_\theta) = \begin{cases} 2 \frac{J_1(\sqrt{(a_{ele} k_\theta / R_{ele})^2 + (b_{ele} k_z)^2})}{\sqrt{(a_{ele} k_\theta / R_{ele})^2 + (b_{ele} k_z)^2}} & \text{pour } (k_z, k_\theta) \neq (0, 0) \\ 1 & \text{pour } (k_z, k_\theta) = (0, 0) \end{cases} \quad (3.30)$$

Où $J_1(x)$ est la fonction de Bessel modifiée du premier ordre et a_{ele} et b_{ele} sont les axes de l'électrode elliptique ($a_{ele} = b_{ele} = r_{ele}$ dans le cas de l'électrode circulaire de rayon r_{ele}). La fonction de transfert $H_{ele}(k_z, k_\theta)$ décrivant le filtrage spatial et la forme de l'électrode est donnée par :

$$H_{ele}(k_z, k_\theta) = \sum_{i=-l}^{q-1} \sum_{u=-g}^{h-1} a_{iu} H_{size}^{iu}(k_z, k_\theta) e^{-jk_z i d_z} e^{-jk_\theta u d_\theta} \quad (3.31)$$

Où d_θ est donné par l'équation (3.28) et $H_{size}^{iu}(k_z, k_\theta)$ la fonction de transfert décrivant la forme de l'électrode dont a_{iu} est le poids du filtre spatial. Si le système de détection est incliné par rapport à la fibre, la fonction de transfert (3.31) est également tournée dans le domaine fréquentiel. Dans les coordonnées cartésiennes, la rotation par l'angle α est donnée par le changement suivant des variables :

$$\begin{cases} z' = -\sin(\alpha)x + \cos(\alpha)z \\ x' = \cos(\alpha)x + \sin(\alpha)z \end{cases} \quad (3.32)$$

Le changement correspondant des variables dans les coordonnées (z, θ) est obtenu à partir de l'équation (3.32) avec la substitution $x = R_{ele}\theta$, $x' = R_{ele}\theta'$:

$$\begin{cases} z' = -R_{ele} \sin(\alpha)\theta + \cos(\alpha)z \\ \theta' = \cos(\alpha)\theta + \sin(\alpha)z / R_{ele} \end{cases} \quad (3.33)$$

En appliquant la transformation donnée par l'équation (3.33), la fonction de transfert de l'équation (3.31) peut être écrite comme suit :

$$\begin{aligned}
 H_{ele}(k_z, k_\theta, \alpha) &= \iint h_{ele}(z', \theta') e^{-jk_\theta \theta'} e^{-jk_z z'} d\theta' dz' = \\
 \iint h_{ele}(z', \theta') e^{-jk_\theta (\theta \cos(\alpha) + z \sin(\alpha) / R_{ele})} e^{-jk_z (-R_{ele} \theta \sin(\alpha) + z \cos(\alpha))} d\theta' dz' &= \iint h_{ele}(z', \theta') e^{-jk'_\theta \theta'} e^{-jk'_z z'} d\theta' dz'
 \end{aligned}
 \tag{3.34}$$

Avec:

$$\begin{cases}
 k'_z = \frac{1}{R_{ele}} k_\theta \sin(\alpha) + k_z \cos(\alpha) \\
 k'_\theta = k_\theta \cos(\alpha) - k_z R_{ele} \sin(\alpha)
 \end{cases}
 \tag{3.35}$$

Les équations (3.35) représentent les transformations qui doivent être appliquées au domaine spatio-fréquentiel pour calculer la fonction de transfert $H_{ele}(k_z, k_\theta, \alpha)$ dans le cas d'une inclinaison du système de détection par rapport à la fibre. L'application de la transformation dans l'équation (3.35) à l'équation (3.31) fournit une fonction de transfert en k_z et k_θ calculée pour des électrodes de dimensions finies, disposées dans différentes configurations et avec une inclinaison éventuelle par rapport à l'axe de propagation de la source. $H_{glo}(k_z, k_\theta)$ dans l'équation (3.5) est la multiplication de la fonction de transfert du volume conducteur $H_{vc}(k_z, k_\theta) = \Gamma(\rho, k_z, k_\theta)$ (équation (3.16) et de la fonction de transfert du système de détection $H_{ele}(k_z, k_\theta)$ (équation 3.31) avec le changement de variables donné par l'équation (3.35). Le signal simulé dans le domaine temporel est alors obtenu à partir de l'équation (3.2).

La figure 3.5 montre une représentation schématique du volume conducteur multicouche représentant un muscle membre. Le volume conducteur comprend l'os, le muscle, le tissu adipeux et la peau. Toutes les couches sont supposées être isotropes sauf la couche contenant la source qui est, dans ce cas, la couche anisotrope représentant le muscle. Le système de détection formé par une rangée de quinze électrodes circulaires placées parallèlement à la fibre.

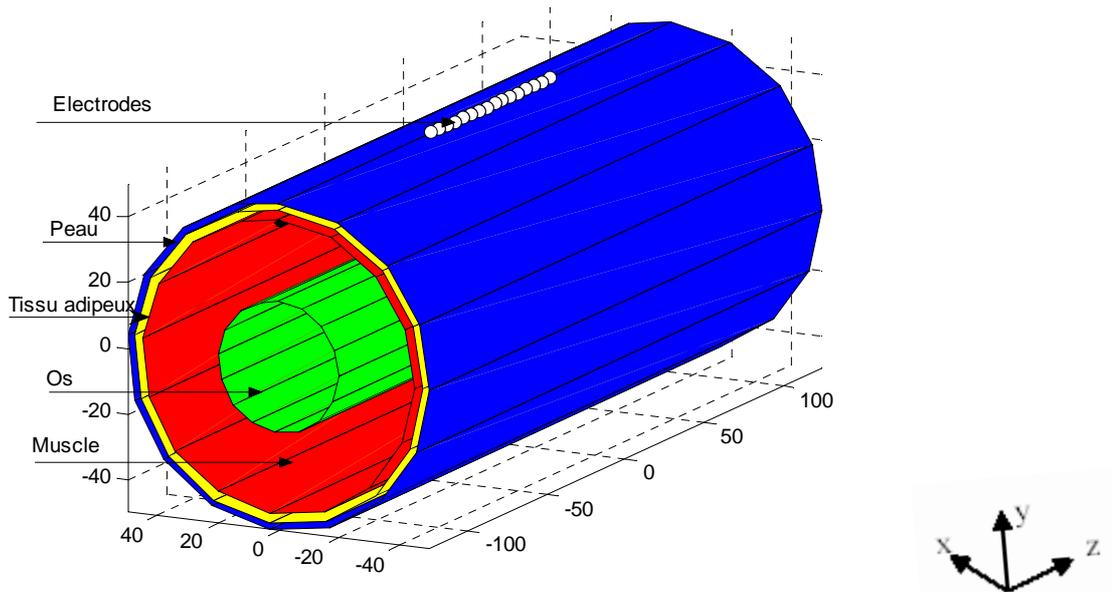


Figure 3.5. Représentation schématique du volume conducteur du muscle membre.

Les principaux paramètres avec lesquels le volume conducteur multicouche a été modélisé sont donnés dans les tableaux des paramètres (tableau 3.1 et 3.2). Ces paramètres ont été choisis à titre d'exemple en se basant sur les valeurs des paramètres souvent utilisés dans la littérature [Lowery et al., 2002], [Farina et al., 2004a].

<i>Paramètres du modèle</i>		
	<i>Épaisseur (mm)</i>	<i>Conductivités (S/m)</i>
<i>Peau</i>	1	1 (isotrope)
<i>Tissu adipeux</i>	3	0.05 (isotrope)
<i>Muscle</i>	25	0.1(x) 0.1(y) 0.5(z)
<i>Os</i>	20 (rayon)	0.01 (isotrope)

Tableau 3.1 : Paramètres du modèle.

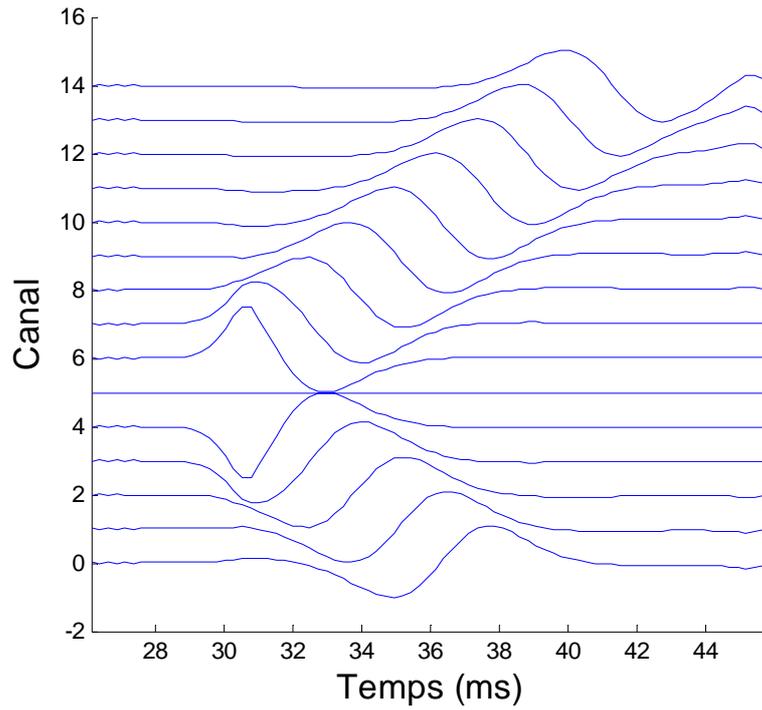
<i>Paramètres de simulation</i>		
	<i>Nombre/Dimension</i>	<i>Types/commentaires</i>
<i>Electrodes</i>	2 mm	circulaire
<i>Canaux d'acquisition</i>	16	Différentiels simples et doubles
<i>Configuration des électrodes</i>	5mm(distance inter-électrode)	Rangée linéaire parallèle à la fibre.

Tableau 3.2. Paramètres de simulation.

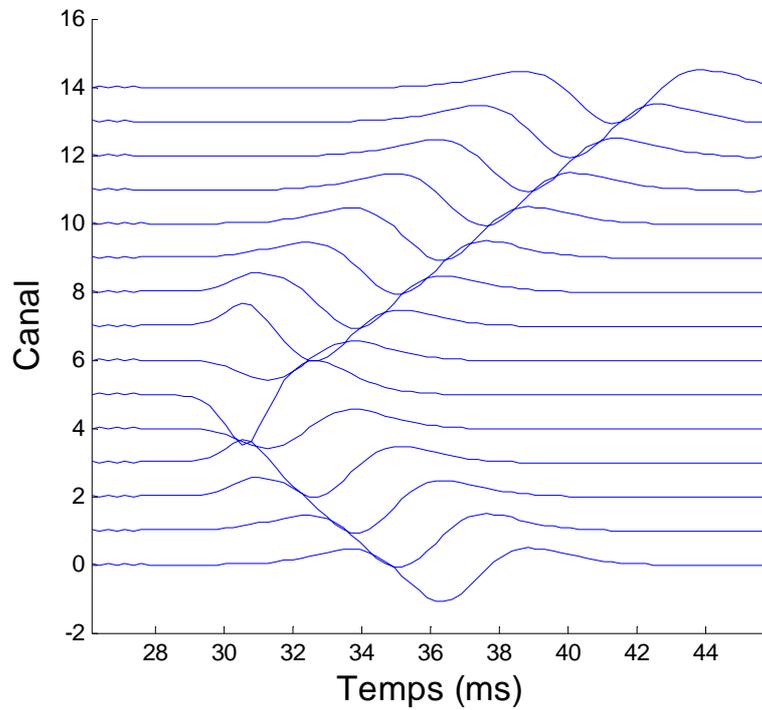
La figure 3.6 montre des signaux simulés à partir du système de détection déjà décrit dans la figure 3.5. Deux types de signaux ont été représentés, les signaux différentiels simples et les signaux différentiels doubles.

3.2. Effets de quelques paramètres du modèle sur la morphologie du PAUM

Plusieurs modèles ont été proposés pour la simulation du signal SEMG afin d'étudier l'effet des caractéristiques anatomiques, des propriétés du volume conducteur et du système de détection sur le signal SEMG. Généralement, il est bien connu que les paramètres EMG sont fortement affectés par la position des électrodes de détection par rapport aux zones d'innervation et aux limites tendineuses où le spectre se déplace vers les hautes fréquences [Farina et al., 2001b], [Meletti et al., 1999a,b], l'amplitude diminue [Hogrel et al., 1998], [Farina et al., 2001b] et l'estimation de la vitesse de conduction est biaisée vers des valeurs plus élevées. Dans les travaux de recherche où le modèle du volume conducteur homogène est adopté [Fuglevand et al., 1992], [Merletti et al., 1999a,b], des résultats similaires ont été reportés concernant la diminution de l'amplitude et de la fréquence moyenne en fonction de l'augmentation de la profondeur de l'unité motrice.



(a)



(b)

Figure 3.6. Signaux générés par une fibre de longueur 120 mm. Le système de détection est formé d'une rangée d'électrodes circulaires placée parallèlement à la fibre à 10 mm de son milieu. a) signaux différentiels simples. b) signaux différentiels doubles. Les signaux sont simulés avec une vitesse de conduction de 4 m/s et une fréquence d'échantillonnage de 4096 Hz. Le reste des paramètres sont cités dans les tableaux de paramètres.

Les travaux récents [Farina and Merletti 2001a], [Farina and Rainoldi 1999], [Gootzen et al., 1991], [Roeleveld et al., 1997a,b] ont montré que la négligence des couches sous-cutanées (tissu adipeux et peau) mène à des simplifications importantes et des difficultés dans l'interprétation des données réelles. Les modèles proposés avec l'implantation des couches sous-cutanées ont fourni des résultats qui sont similaires à ceux trouvés expérimentalement [Roeleveld et al., 1997a], [Farina et al., 2004a].

3.2.1. Paramètres du système de détection

Plusieurs travaux de recherche se sont focalisés sur l'étude des caractéristiques des techniques de détection dans le but d'identifier les propriétés anatomiques et géométriques de l'unité motrice, de la position de sa zone d'innervation et par conséquent l'identification de l'emplacement optimum de la paire d'électrodes [Merletti et al., 1999b], [Farina et al., 2002], [Melaku et al., 2001], [Farina et al., 2001a], [Helal and bouissou 1992]. D'autres chercheurs ont travaillé sur l'amélioration de la qualité de l'information enregistrée afin d'obtenir une estimation de la vitesse de conduction de haute résolution [Disselhorst-Klug et al., 1997, 1999], [Muhammad, 2001].

L'effet des paramètres du système de détection (e.g., filtre spatial utilisé, forme et dimension des électrodes d'enregistrement ainsi que la distance inter-électrode) a été étudié théoriquement [Disselhorst-Klug et al., 1997], [Farina et al., 2002] et expérimentalement [Helal end Bouissou, 1992], [Reucher et al., 1987a], [Farina et al., 2002]. Les paramètres EMG qui seront étudiées dans cette partie sont la RMS, la fréquence médiane (MDF) et la vitesse de conduction. En effet, notre choix est porté sur un paramètre d'amplitude (RMS), un paramètre spectral (MDF) et un paramètre physiologique très important qui est la vitesse de conduction. La RMS est un indicateur de la densité des unités motrices actives ainsi que leurs tailles [Melaku et al., 2001]. La MDF décrit le spectre du signal. Ce paramètre a été introduit par Stulen et DeLuca [Stulen and DeLuca, 1981]. La MDF est définie comme la fréquence qui divise le spectre de puissance en deux régions égales. Ce paramètre est moins sensible au bruit blanc additif [Stulen and DeLuca, 1981] et il est plus sensible aux modifications du signal myoélectrique [Merletti et al., 1990]. La vitesse de conduction est liée au type et au diamètre des fibres musculaires, au pH du fluide intracellulaire et à la fréquence de stimulation. Ce paramètre de base physiologique est estimé pour caractériser les signaux EMG pathologiques utilisés dans les applications cliniques [Arendt-Nielsen and Zwarts, 1989]. Les variables RMS et MDF ont été calculées par des algorithmes traditionnels [Farina and Merletti, 2000]. La vitesse de conduction a été estimée par la méthode spectrale proposée par McGill [McGill K and Dorfman, 1984] qui est la méthode du Maximum likelihood qui est basée sur deux signaux enregistrés à partir de deux canaux de détection.

3.2.1.1. Effet de la taille et emplacement des électrodes

Nous avons simulé le potentiel d'action d'une unité motrice formée de 10 fibres réparties uniformément dans un cylindre de rayon 1 mm situé à 2 mm dans le muscle. Le volume conducteur est multicouche formé de l'os, du muscle, du tissu adipeux et de la peau. Toutes les couches sont supposées isotropes sauf le muscle qui est considéré comme une couche anisotrope. La zone d'innervation de largeur 10 mm est supposée située au milieu de l'unité motrice. Les limites tendineuses droite et gauche sont prises égales à 10 mm. Le système de détection est formé de quatre électrodes placées sur la surface de la peau parallèlement aux fibres. Les deux signaux détectés sont des signaux différentiels doubles.

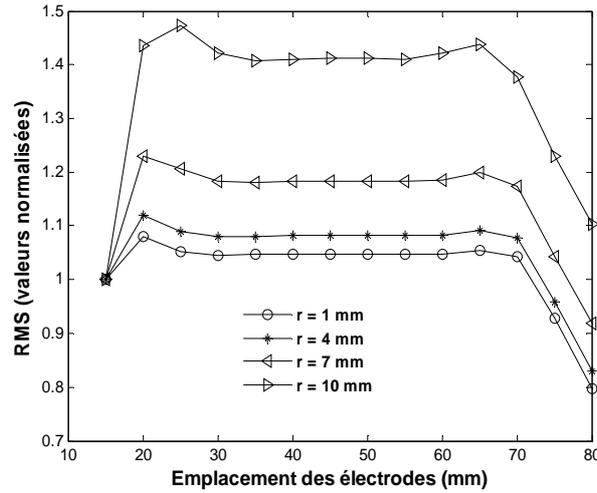
Pour mettre en évidence les effets de la forme et de la taille des électrodes et leurs emplacements, nous avons utilisé des électrodes circulaires et des électrodes rectangulaires de différentes tailles pour calculer la RMS et la MDF et pour estimer la vitesse de conduction en fonction des dimensions des deux types d'électrodes et de leurs emplacements sur la longueur du cylindre par rapport à la zone d'innervation. La taille des électrodes rectangulaires est différenciée par leurs dimensions longitudinales et transversales. Nous désignons par les rectangulaires longitudinales, les électrodes dont la dimension longitudinale est supérieure à la dimension transversale. Les paramètres du modèle sont donnés dans le tableau 3.1 et les paramètres de simulation sont donnés dans le tableau 3.3.

<i>Paramètres de simulation</i>		
	<i>Nombre/Dimension</i>	<i>Types ou commentaires</i>
<i>Electrodes</i>	<i>4 / Rayon variable (1mm:3:10mm) 4/ Dim longitudinale (1mm :3 :7mm), Dim transversale (1mm :3 :7mm)</i>	<i>Circulaires rectangulaires</i>
<i>Canaux d'acquisition</i>	<i>2</i>	<i>Différentiels doubles</i>
<i>Configuration des électrodes</i>	<i>10 mm(distance inter-électrode)</i>	<i>Rangée linéaire parallèle à la fibre.</i>

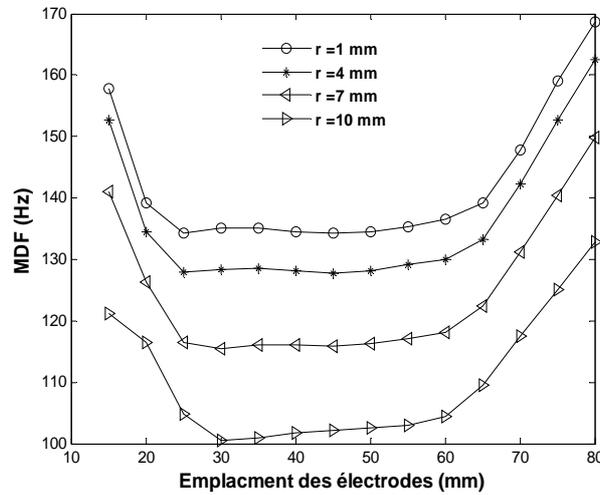
3.3. Tableau des paramètres de simulation des signaux enregistrés à l'aide des électrodes circulaires et rectangulaires.

Les figures (3.7.a et 3.7.b) montrent que les bonnes estimations des variables (RMS et MDF) sont obtenues seulement entre la zone d'innervation et les limites tendineuses quand la distance entre ces zones critiques est suffisamment plus grande que l'espace inter-électrode. Les courbes montrent également que l'augmentation du rayon de l'électrode fait diminuer les valeurs de la RMS et de la MDF. Néanmoins ces paramètres tendent à demeurer constants pour des emplacements compris entre 30 et 60 mm. Des travaux expérimentaux réalisés par Helal et Bouissou [Helal and bouissou 1992] confirment ces résultats. En effet, ils ont trouvé que la RMS est indépendante du diamètre des électrodes si l'emplacement du système de détection est loin des zones critiques. Des résultats similaires ont été trouvés par Farina et al (2002). Il est évident que l'estimation de la vitesse de conduction est très sensible à la position des électrodes (figure 3.7.c). Une surestimation de la vitesse de conduction est bien claire quand le système de détection est au dessus de la zone d'innervation. Cette surestimation est plus évidente quand les électrodes sont placées proches des limites tendineuses. Certains chercheurs [Merletti et al.,1999a] [Farina et al., 2002] ont estimé la vitesse de conduction en fonction de la position du système de détection et ont trouvé que les valeurs de l'estimation ne sont plus crédibles quand on s'approche des zones critiques. Les mêmes conditions de simulation ont été utilisées pour calculer les paramètres considérés ultérieurement. Le système de détection est formé par des électrodes rectangulaires.

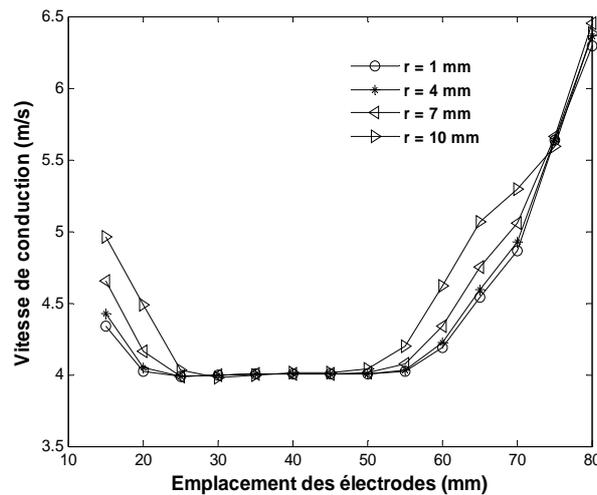
D'après les figures (3.8.a-c et 3.9.a-c), les paramètres considérés sont plus sensibles à la variation de la dimension longitudinale que la dimension transversale. En effet la dimension longitudinale a un effet plus élevée. Ce résultat est en accord avec les enregistrements des signaux effectués par Dimitrova et al., (1999b) à partir du système de détection monopolaire placé sur un volume conducteur homogène.



(a)

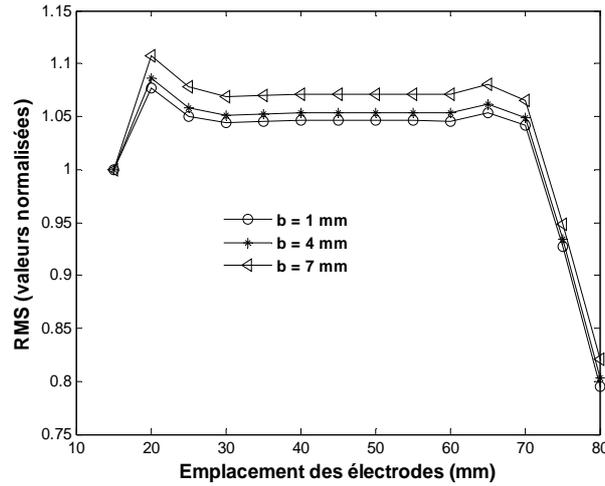


(b)

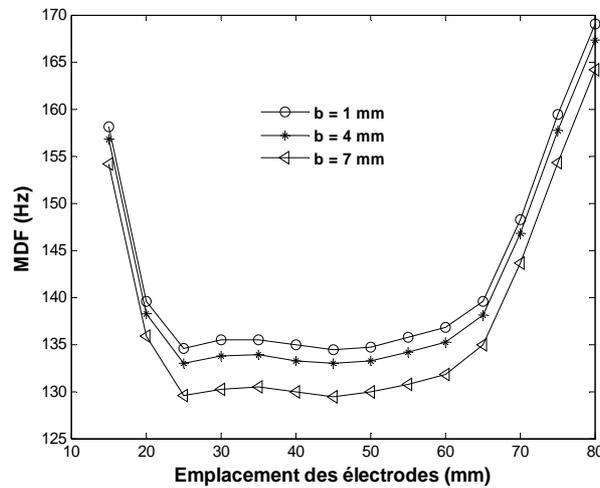


(c)

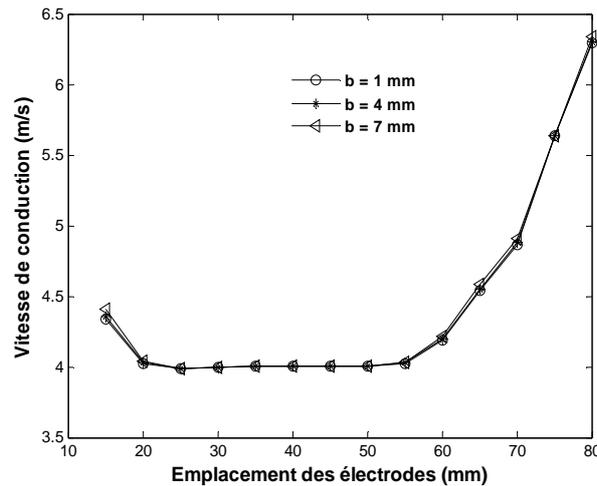
Figure 3.7. RMS, MDF et CV en fonction de l'emplacement des électrodes le long du cylindre. Les courbes sont obtenues pour différentes valeurs du rayon 'r' des électrodes circulaires. La demi-longueur de l'unité motrice est égale à 80 mm. La fréquence d'échantillonnage est de 4096 Hz. Les valeurs de la RMS sont normalisées par rapport à la première valeur de chaque courbe.



(a)

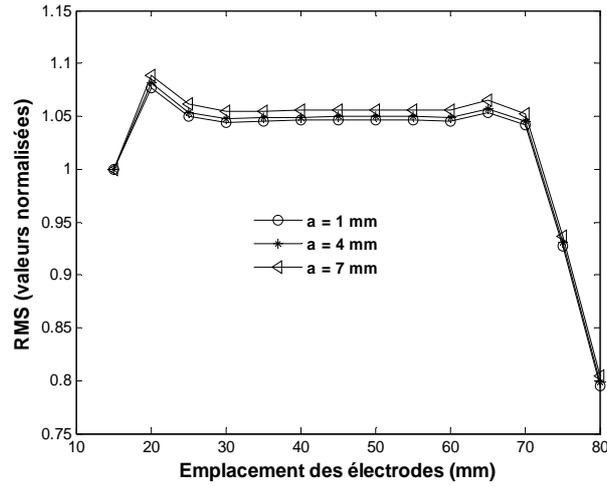


(b)

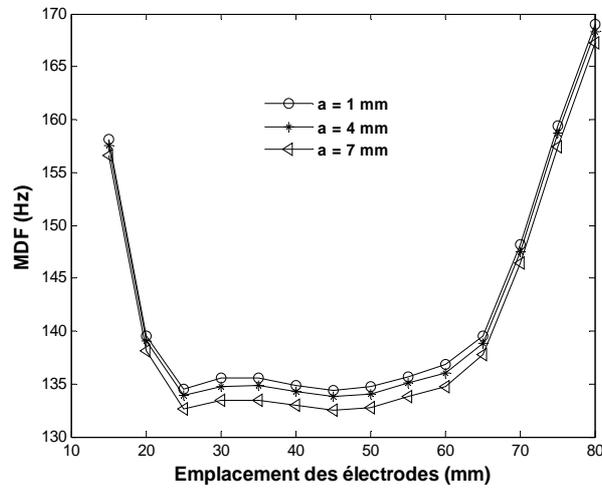


(c)

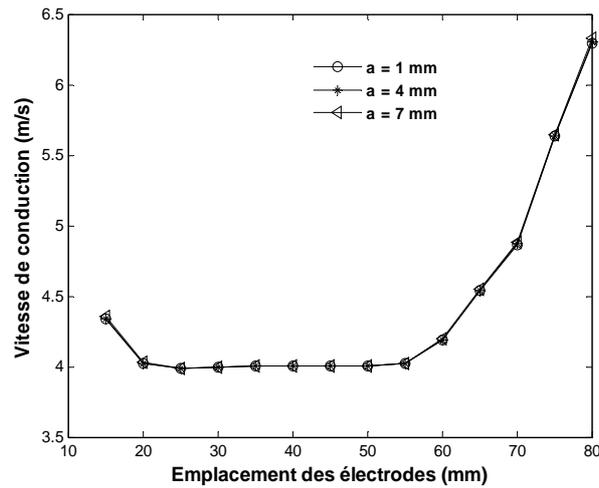
Figure 3.8. RMS, MDF et CV en fonction de l'emplacement des électrodes le long du cylindre. La demi-longueur de l'unité motrice est égale à 80 mm. La fréquence d'échantillonnage est de 4096 Hz. Les valeurs de la RMS sont normalisées par rapport à la première valeur de chaque courbe. Les courbes sont obtenues pour différentes valeurs de la dimension longitudinale 'b'. La dimension transversale étant égale à 1 mm.



(a)



(b)



(c)

Figure 3.9. RMS, MDF et CV en fonction de l'emplacement des électrodes le long du cylindre. La demi-longueur de l'unité motrice est égale à 80 mm. La fréquence d'échantillonnage est de 4096 Hz. Les valeurs de la RMS sont normalisées par rapport à la première valeur de chaque courbe. Les courbes sont obtenues pour différentes valeurs de la dimension transversale 'a'. La dimension longitudinale est prise égale à 1 mm.

3.2.1.2. Effet de la distance inter-électrode

Plusieurs chercheurs se sont intéressés à l'effet de la distance inter-électrodes sur la morphologie du signal détecté [Fuglevand et al., 1992], [Merletti et al., 1999a], [Farina et al., 2002]. Pour mettre en évidence l'effet de ce paramètre sur la morphologie du PAUM, des signaux ont été simulés avec des électrodes circulaires de rayon 1 mm pour deux profondeurs de l'unité motrice et pour des différentes valeurs de l'épaisseur du tissu adipeux. Le système de détection est placé à 20 mm du centre de la zone d'innervation. Les résultats illustrés dans les figures 3.10.a et 3.10.d montrent d'une part que l'épaisseur du tissu adipeux a une grande influence sur la relation entre la RMS et la distance inter-électrode. D'autre part, le comportement de la RMS dépend de la profondeur de l'unité motrice. En effet, la RMS augmente lorsque la profondeur de l'unité motrice et l'épaisseur du tissu adipeux augmentent. En particulier la RMS montre une pente plus rapide pour une unité motrice plus profonde. Cette pente est plus raide pour des distances IED plus petites. Lorsque l'unité motrice est peu profonde, la RMS tend vers des valeurs presque constantes pour des distances IED plus élevées (figure 3.10.a).

Contrairement à la RMS, la fréquence médiane diminue lorsque la profondeur augmente avec l'augmentation de l'épaisseur du tissu adipeux. Cette diminution est plus apparente quand la valeur de la distance inter-électrodes est grande (figures 3.10.b et 3.10.e).

L'estimation de la vitesse de conduction est sensible à la variation de la distance inter-électrode. Elle tend à être surestimée pour des valeurs du tissu adipeux et de l'IED plus élevées. Ceci est dû probablement à l'extension du volume conducteur lorsque la distance inter-électrode augmente et par conséquent l'influence des composantes stationnaires générées aux limites tendineuses apparaît.

Ce phénomène est rehaussé pour une unité motrice plus profonde (figures 3.10.c et 3.10.f) car les distances entre les électrodes et les fibres est similaire à la distance entre les électrodes et les limites tendineuses. En effet, une couche du tissu adipeux entre les sources et les électrodes réduit le rapport entre la distance (tendon-électrodes) et la distance (fibres-électrodes). Par conséquent elle attribue un poids relatif plus grand aux composantes stationnaires ou à la localisation des sources dans le muscle. Des résultats similaires ont été obtenus dans les travaux de Merletti et al. (1999a), Farina et al. (2002) et Merletti and Farina (2003). Ces derniers ont étudié à travers des signaux simulés, par des modèles planaires monocouche et multicouche, l'effet de la distance inter-électrode sur l'amplitude crête à crête et sur la fréquence moyenne lorsque l'épaisseur du tissu adipeux varie. Ils ont montré que l'augmentation de l'IED mène à une augmentation en amplitude des signaux détectés et à une diminution des caractéristiques fréquentielles.

Farina et al. (2003b) ont analysé l'effet de la distance inter-électrodes sur l'amplitude rectifiée (ARV) et sur la fréquence moyenne (MNF) du signal EMG enregistré sur la surface des muscles du dos au cours des contractions volontaires. L'analyse a révélé que la variable spectrale MNF diminue avec l'augmentation de l'IED par contre la variable d'amplitude augmente. Des résultats similaires ont été vérifiés lorsque la RMS et la MDF étaient considérées. Fuglevand et al (1992) ont noté que la distance IED peut modifier l'amplitude du signal EMG.

La couche du tissu adipeux est anisotrope. Cette couche est considérée comme un faible conducteur. L'augmentation de son épaisseur influence les potentiels détectés à la surface. Cette épaisseur mène à une augmentation de la distance totale entre la source et les électrodes de détection. Par conséquent, la variation en distance entre les électrodes de détection et l'onde de propagation est réduite [Farina et al., 2002].

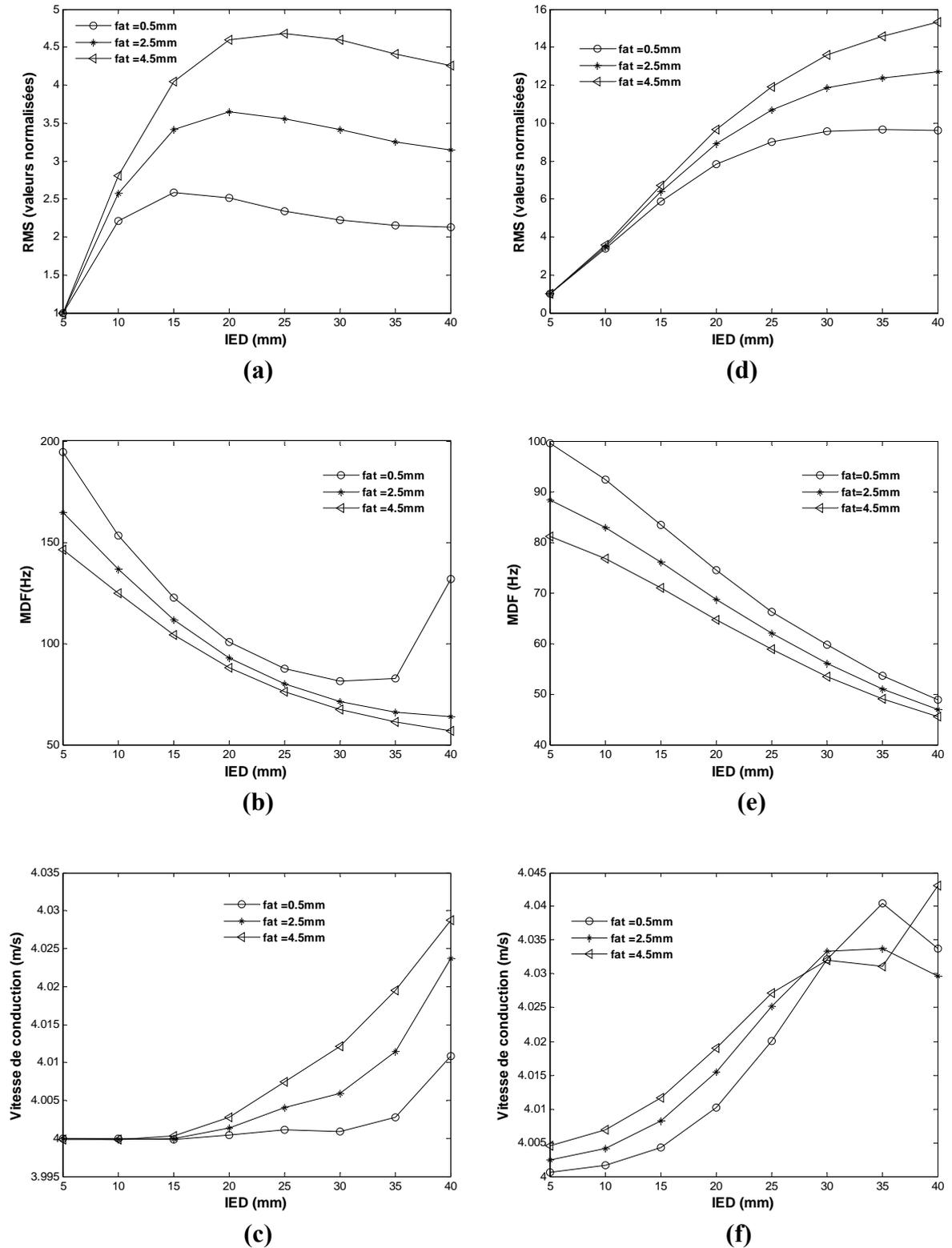


Figure 3.10. RMS, MDF et CV en fonction de la distance IED pour différentes valeurs de l'épaisseur du tissu adipeux 'fat'. L'UM est située à une profondeur de 2 mm (a-c) et à une profondeur de 8 mm (d-f). La demi-longueur droite de l'unité motrice est de 130 mm et la demi-longueur gauche est de 80 mm. La fréquence d'échantillonnage est de 4096 Hz. Les valeurs de la RMS sont normalisées par rapport à la première valeur de chaque courbe.

3.2.1.3. Effet de l'inclinaison du système de détection

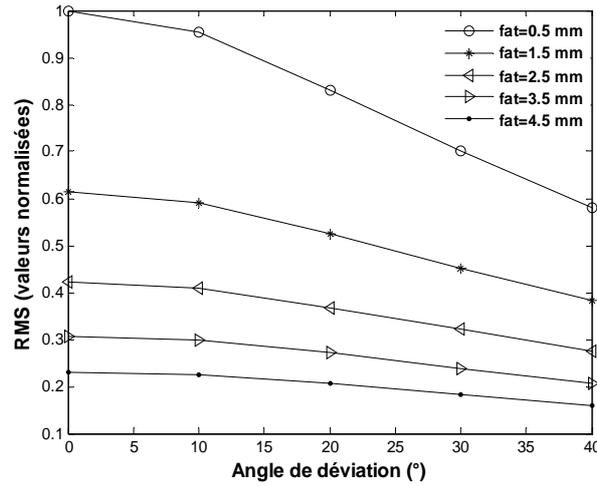
L'effet de l'inclinaison du système de détection est mis en évidence en calculant les valeurs normalisées des paramètres RMS et MDF et en estimant la vitesse de conduction du potentiel d'action d'une unité motrice formée par 10 fibres lors de la rotation de la rangée des électrodes autour de son centre. Plusieurs valeurs du tissu adipeux ont été considérées au cours des différentes simulations. Deux types de signaux ont été simulés à l'aide des électrodes circulaires dont le rayon est égal à 1 mm, les signaux différentiels doubles et les signaux IB2. La distance inter-électrodes est prise égale à 10 mm.

La figure 3.11.a montre que la valeur de la RMS (valeur normalisée par rapport à la première valeur de chaque courbe) diminue lorsque l'angle de déviation augmente. Cette diminution est mineure quand l'angle de déviation est inférieur à 10 degrés. Cependant, on remarque que quand la couche adipeuse devient importante, la RMS est réduite. Ce phénomène est rehaussé dans le cas de la variable spectrale MDF. D'après la figure 3.11.b, l'augmentation de l'angle de rotation fait atténuer nettement la valeur de la MDF.

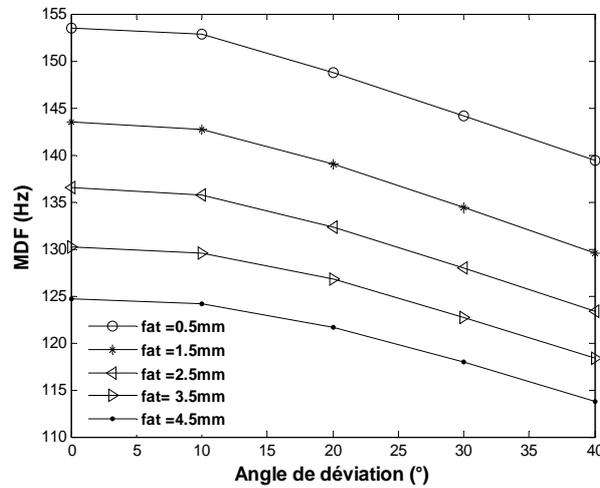
Concernant la vitesse de conduction, les courbes illustrées à la figure 3.11.c révèlent qu'elle est peu affectée lorsque l'angle de déviation est inférieur à 5 degrés et pour une valeur de la couche adipeuse égale à 0.5 mm. Au delà de ces valeurs, la valeur de la VC tend à être surestimée. Les mêmes conditions de simulations ont été effectuées avec des signaux IB2. Pour montrer l'effet de l'inclinaison du système de détection sur le comportement des paramètres déjà citées. La figure 3.12.a montre que l'épaisseur du tissu adipeux diminue l'influence de l'inclinaison sur le paramètre d'amplitude RMS. En effet, à partir des valeurs 2.5 mm à 4.5 mm la diminution de la RMS devient peu apparente. Le tissu adipeux agit comme un filtre isotrope [Farina et al., 2002]. Le même phénomène est observé dans le cas de la variable spectrale MDF (figure 3.12.b). D'après la figure 3.12.c), le filtre spatial isotrope IB2 fournit des estimations moins sensibles à l'épaisseur du tissu adipeux que celles obtenues avec la rangée des électrodes (figure 3.11.c). La vitesse de conduction est indépendante de l'épaisseur de cette couche sous-cutanée. Néanmoins, il est clair que le filtre spatial IB2 mène à une surestimation de la vitesse et par conséquent, les signaux différentiels doubles conviennent mieux à l'estimation de la vitesse de conduction. Ceci est dû au fait que les composantes stationnaires sont mieux rejetées par le filtre spatial DD que par le filtre spatial IB2. Puisque le muscle est un tissu anisotrope, les composantes stationnaires sont en effet atténuées de différentes manières dans les deux directions spatiales [Farina et al., 2002].

La figure 3.13 révèle la dépendance de l'estimation de la vitesse de conduction de la taille des électrodes d'une part et de la sensibilité de l'estimation à l'angle d'inclinaison du système de détection. Les valeurs de rayon plus élevées fournissent une surestimation pour des angles d'inclinaison supérieurs à 10 degrés. L'estimation tend à être diminuée pour les angles inférieurs à 30 degrés et elle augmente pour les angles supérieurs à 40 degrés.

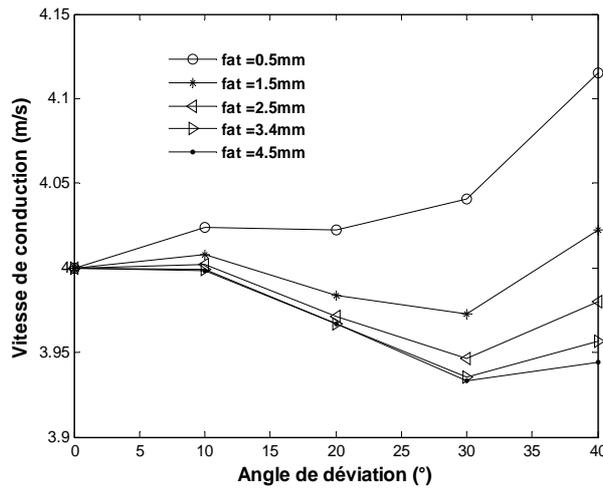
Merletti et al (1999b) ont indiqué que l'estimation de la vitesse de conduction n'est pas nécessairement biaisée vers des valeurs élevées si le filtre DD est utilisé et que les électrodes ne sont pas alignées avec les fibres. Farina et al (2001a) ont obtenu le même résultat dans le cas de l'enregistrement des signaux DD à partir de deux ou plusieurs canaux de détection et ils ont mentionné que l'isotropie des couches jouent un rôle dans la surestimation de la vitesse de conduction. Cependant leurs résultats ont été obtenus en considérant des électrodes points. Dans d'autres études [Farina et al., 2002], où les systèmes de détection utilisés sont constitués d'électrodes circulaires et rectangulaires, les résultats trouvés sont similaires à ceux donnés par notre étude.



(a)

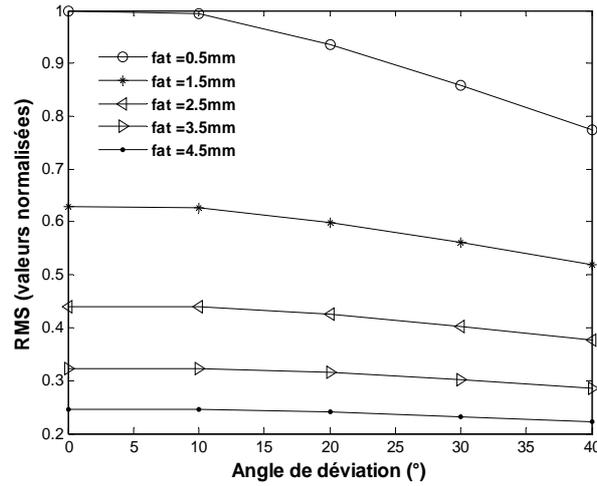


(b)

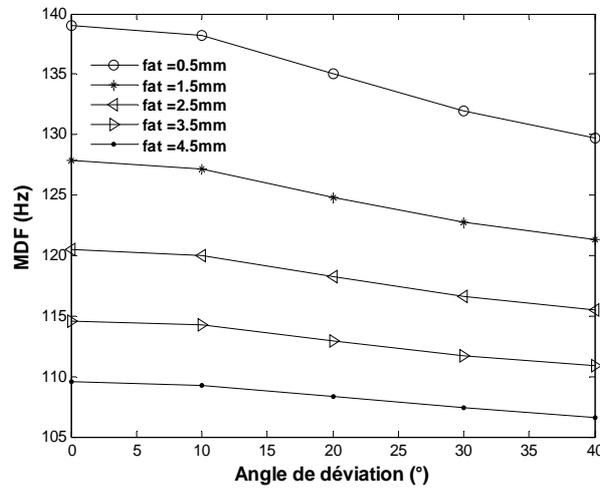


(c)

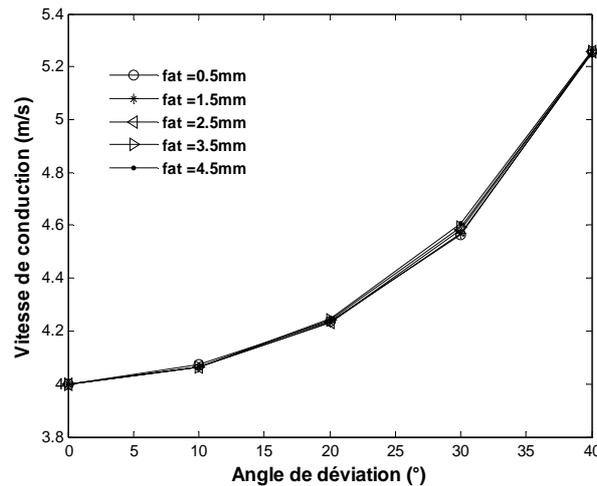
Figure 3.11. RMS, MDF et CV en fonction de l'angle de déviation du système de détection pour différentes valeurs de l'épaisseur du tissu adipeux 'fat'. Les signaux détectés sont des signaux différentiels doubles (DD). L'UM est située à une profondeur de 2 mm. Le système de détection est situé à 20 mm du centre de la zone d'innervation. La demi-longueur droite de l'unité motrice est de 130 mm et la demi-longueur gauche est de 80 mm. La fréquence d'échantillonnage est de 4096 Hz.



(a)



(b)



(c)

Figure 3.12. RMS, MDF et CV en fonction de l'angle de déviation du système de détection pour différentes valeurs de l'épaisseur du tissu adipeux 'fat'. Les signaux simulés sont détectés par le système IB2. L'UM est située à une profondeur de 2 mm. Le système de détection est situé à 20 mm du centre de la zone d'innervation. La demi-longueur droite de l'unité motrice est de 130 mm et la demi-longueur gauche est de 80 mm. La fréquence d'échantillonnage est de 4096 Hz.

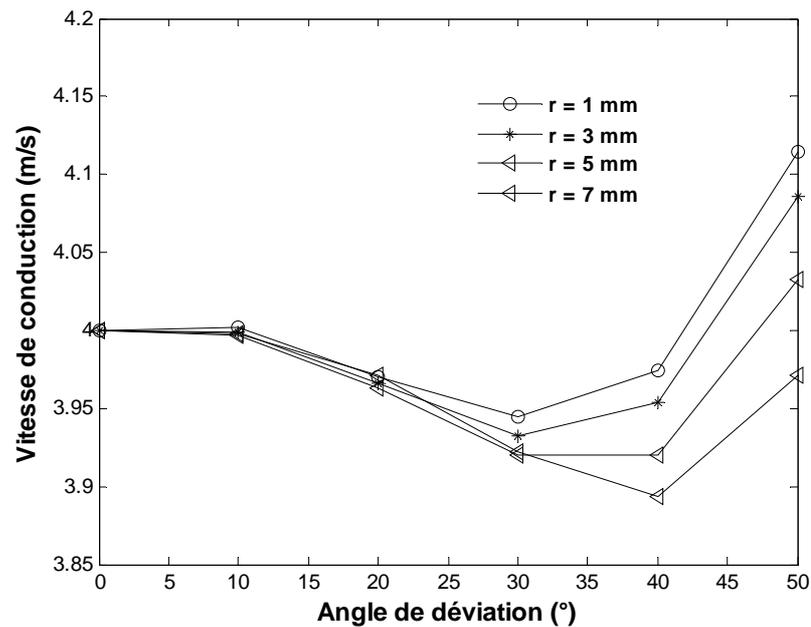


Figure 3.13. VC en fonction de l'angle de déviation du système de détection pour différentes valeurs du rayon des électrodes circulaires. Le filtre spatial utilisé est le DD. L'UM est située à une profondeur de 2 mm. Le système de détection est situé à 60 mm du centre de la zone d'innervation. La demi-longueur droite de l'unité motrice est de 130 mm et la demi-longueur gauche est de 80 mm. La fréquence d'échantillonnage est de 4096 Hz.

3.2.2. Effets des caractéristiques musculaires

En plus des effets du système de détection, d'autres facteurs affectent la morphologie du PAUM. Ces facteurs sont liés aux caractéristiques musculaires considérées au cours de la modélisation du PAUM. Certaines caractéristiques sont propres au volume conducteur (comme les épaisseurs des couches sous-cutanées et leurs conductivités) et d'autres sont propre à l'unité motrice comme (la profondeur de l'UM, sa longueur, la largeur de ses limites tendineuses et de sa zone d'innervation).

Nous avons étudié l'effet des épaisseurs des couches sous-cutanées (peau et tissu adipeux) considérées dans notre modèle cylindrique ainsi que la profondeur de l'unité motrice et la largeur de la zone d'innervation sur l'amplitude du PAUM simulé ainsi que sur la variation des paramètres RMS et MDF.

Les figures 3.14.a et 3.14.b montrent que l'augmentation des épaisseurs de la peau et du tissu adipeux atténue l'amplitude du PAUM. La figure 3.14.c illustre que l'effet de la profondeur de l'unité motrice ' h ' est plus considérable. En effet, on remarque que la profondeur fait diminuer l'amplitude et cause un élargissement du PAUM et par conséquent sa durée augmente. L'effet de la largeur d'innervation est moins significatif, l'amplitude est plus légèrement atténuée en comparaison avec les autres caractéristiques (figure 3.14.d). Ces effets sont quantifiés par les paramètres normalisés de la RMS et de la MDF (figure 3.15).

Les courbes illustrées montrent la sensibilité des paramètres RMS et MDF aux caractéristiques du volume conducteur et de l'unité motrice. Les effets des caractéristiques du volume conducteur sont similaires (figures 3.15.a et 3.15.b). Par contre ceux de l'unité motrice montrent une différence en sensibilité plus importante. Les variables RMS et MDF sont soumises au phénomène de décroissance dans tous les cas. Néanmoins on remarque

que la RMS est plus atténuée que la MDF sauf pour la largeur d'innervation qui montre un effet de décroissance plus corrélé pour les deux variables (figure 3.15.d). La profondeur de l'UM fait diminuer la variable d'amplitude plus rapidement que toutes les autres caractéristiques (figure 3.15.c). Ces résultats sont en accord avec ceux des différents travaux de recherche de notre connaissance. Gootzen et al. (1991) ont montré, à travers le modèle analytique cylindrique qu'ils ont proposé, que l'épaisseur du tissu adipeux affecte significativement l'amplitude du potentiel simulé. Leur modèle n'inclut pas la peau, cependant il a prédit le même résultat si cette couche additionnelle est rajoutée.

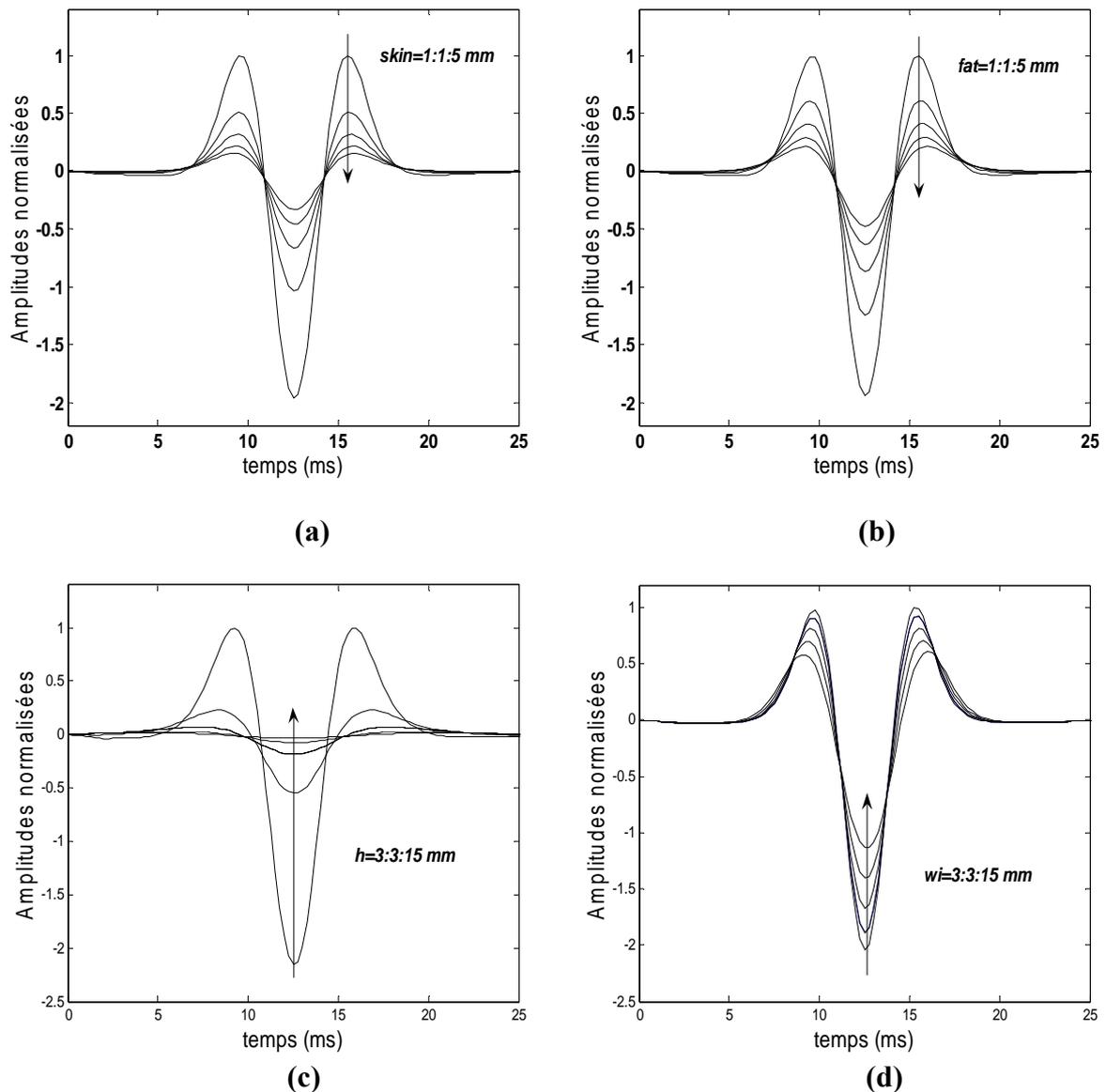


Figure 3.14. Influence des caractéristiques du volume conducteur et de l'unité motrice sur la morphologie du PAUM. (a) Effet de l'épaisseur de la peau. (b) Effet de l'épaisseur du tissu adipeux. (c) Effet de la profondeur de l'UM 'h'. (d) Effet de la largeur de la zone d'innervation 'wi'. Les courbes sont obtenues à partir des signaux DD. Le système de détection formé par des électrodes circulaires de rayon 1 mm est situé à 50 mm du centre de la zone d'innervation. L'UM étant constituée de 50 fibres. La demi-longueur droite de l'unité motrice est de 130 mm et la demi-longueur gauche est de 80 mm. La fréquence d'échantillonnage est de 4096 Hz. La distance inter-électrode est égale à 10 mm.

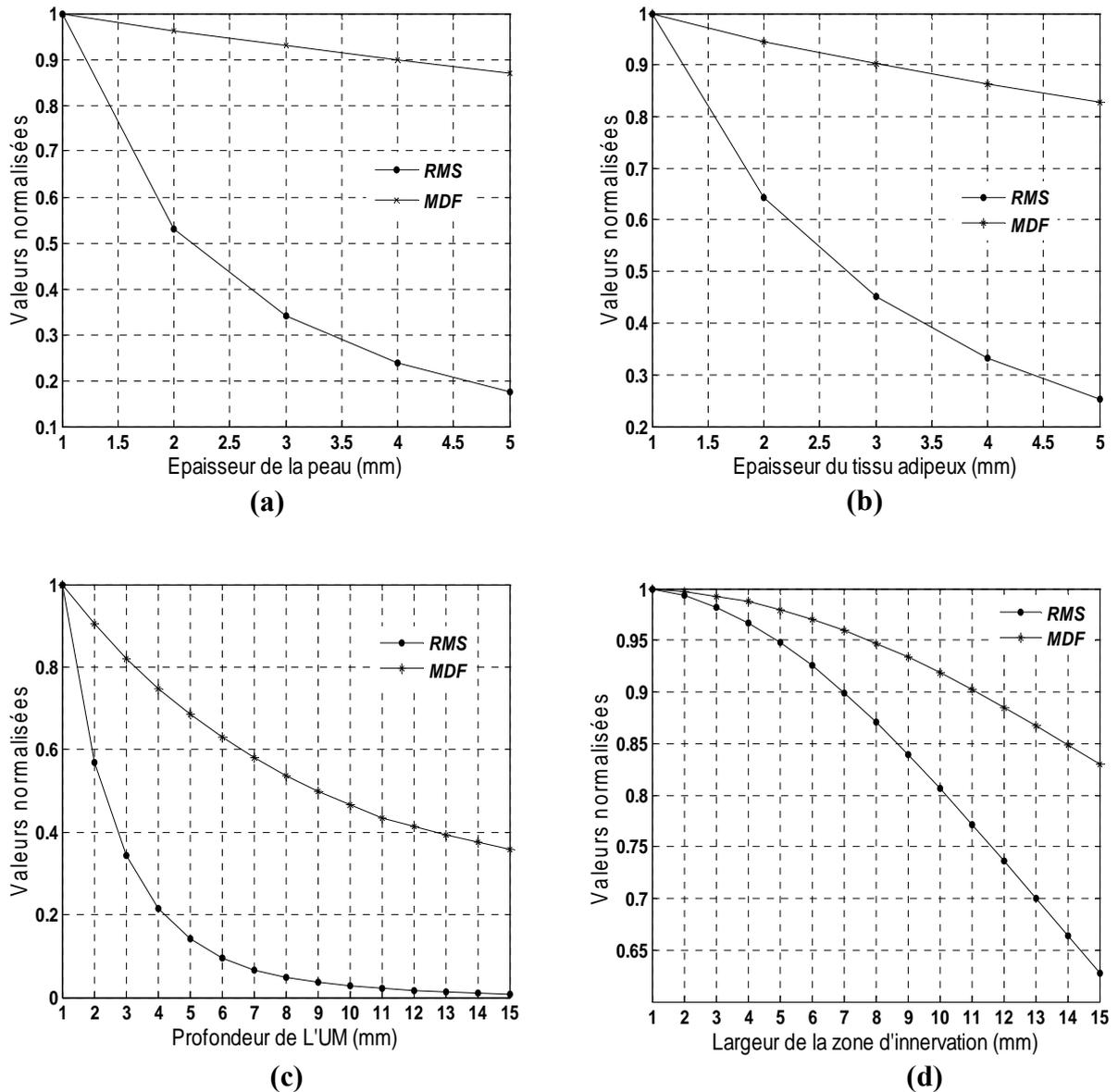


Figure 3.15. Les paramètres RMS et MDF en fonction des caractéristiques du volume conducteur (a-b) et de l'UM (c-d).

Roeleveld et al (1997c) se sont basés sur le modèle analytique proposé par Gootzen et al (1991) en rajoutant au modèle la couche représentant la peau, pour étudier le comportement du potentiel d'action des unités motrices situées à différentes profondeurs dans le volume conducteur et les comparer à ceux mesurés expérimentalement. Les résultats de simulation ainsi que ceux de l'expérimentation ont montré que l'amplitude du potentiel de l'unité motrice diminue quand la profondeur de cette dernière augmente. La dépendance de la largeur du tissu adipeux et l'amplitude du PAUM a été également mise en évidence par la variation de la distance radiale. En effet, l'augmentation de cette distance entre l'unité motrice et la position de détection, plaçant l'unité motrice profondément dans le muscle, augmente considérablement la durée des ondes de propagation du PAUM et fait diminuer fortement l'amplitude du peak négatif. Comme dans les mesures expérimentales, la simulation montre que l'amplitude du peak positif est moins affectée par la distance entre l'unité motrice et le système de détection que le peak négatif. L'épaisseur de la peau

n'a pas été étudiée car comparé à l'épaisseur du tissu adipeux, l'épaisseur de cette couche n'est pas d'une grande variabilité entre les sujets.

Farina et Rainoldi (1999) ont proposé un modèle planaire multicouche et ont montré que la valeur maximale de la distribution du potentiel diminue pour les différentes valeurs du tissu adipeux.

Les chercheurs qui ont implanté des modèles numériques dont le volume conducteur est cylindrique et comportant les couches sous-cutanées (peau, tissu adipeux, muscle et l'os) [Lowery et al., 2002], [Lowery et al., 2004] se sont intéressés à la variation de la RMS et de la MDF des potentiels d'action d'une fibre musculaire en fonction de la variation du tissu adipeux. Ils ont montré que les courbes obtenues des deux variables ont une allure de décroissance monotone et particulièrement si les propriétés capacitives des tissus sont considérées. Néanmoins la valeur de la MDF reste inchangée pour des fibres qui sont très proche de la surface de détection.

3.3. Conclusion

Le modèle cylindrique multicouche est le modèle le plus récent et le plus général qui permet de modéliser le signal SEMG en se basant sur la transformée de Fourier spatio-temporelle. Par conséquent, nous avons choisi d'utiliser ce dernier pour simuler le potentiel d'action d'une unité motrice formée de cinquante fibres. Dans ce chapitre, nous avons étudié ce modèle et nous avons présenté quelques résultats concernant les effets de quelques paramètres du modèle sur la morphologie du PAUM (les effets des paramètres du système de détection et les effets des caractéristiques musculaires). L'étude des effets de ces paramètres est nécessaire car elle constitue une étape initiale pour la méthode de paramétrisation qui fera l'objet du prochain chapitre. Plusieurs cas d'études peuvent être discutés selon le nombre de paramètres considérés. Néanmoins nous nous sommes limités à ceux qu'on a cité dans notre publication [Reffad et al., 2007].

Chapitre 4

*Paramétrisation du
potentiel d'action de
l'unité motrice*

Chapitre 4

Paramétrisation du potentiel d'action de l'unité motrice PAUM

4.1. Introduction

La paramétrisation du signal EMG de surface est exploitée dans différentes applications comme la classification, le diagnostic, le contrôle de prothèses et les modèles de reconnaissance [Farina et al., 2001b], [Kohn, 1989], [Hudgins et al., 1994], [Pattichis et al., 1995], [Englehart and Hudgins, 2003], [Parker et al., 2006].

Plusieurs types de paramètres peuvent être considérés lors de l'implantation d'un modèle de simulation du signal EMG. Ces paramètres peuvent être classés selon cinq catégories différentes. La catégorie des paramètres expérimentaux décrivant le système de détection, la catégorie des paramètres morphologiques décrivant l'anatomie du muscle comme le nombre des unités motrices et le nombre de leurs fibres, la catégorie des paramètres physiologiques comme la vitesse de conduction du potentiel intracellulaire, la catégorie des paramètres électriques liés aux conductivités des différents tissus et les paramètres statistiques qui définissent la variabilité dans le comportement et dans les propriétés anatomiques des unités motrices [Roeleveld et al., 1997d].

Les caractéristiques anatomiques et physiologiques du muscle comme la profondeur des fibres, le nombre de fibres et la vitesse de conduction de la fibre sont souvent étudiées car elles peuvent altérer aussi bien la forme du signal EMG que sa durée [Lindstrom and Magnusson, 1977], [Stulen and De Luca, 1981], [Merletti et al., 1992], [Merletti et al., 1999a,1999b]. Ces variations ont été estimées par plusieurs paramètres [Stegeman and Linssen, 1992], [Roeleveld et al., 1997a,1997b] ; [Disselhorst-Klug et al., 1998].

Ces dernières années les chercheurs se sont intéressés à l'extraction des caractéristiques musculaires à partir du potentiel d'action de l'unité motrice (PAUM) vue la nature complexe du signal EMG de surface. Certains d'entre eux ont montré que la surface du signal du potentiel de l'unité motrice dépend de la profondeur de l'unité motrice, de l'impédance des électrodes de détection et la position de l'UM active sous les couches sous-cutanées [Roeleveld et al., 1997c, 1997d]. Lateva et al. (1996) ont montré que le déplacement de l'électrode de détection parallèlement à la direction de la fibre musculaire cause des changements dans l'amplitude du MUAP. Ils ont également observé une diminution rapide de l'amplitude du MUAP enregistré quand l'électrode est déplacée selon la direction perpendiculaire de la fibre musculaire.

Pour fournir plus d'informations sur le rapport entre les paramètres du signal du PAUM et les caractéristiques de l'unité motrice, Merletti et al. (1999a) ont estimé les paramètres spectraux et les paramètres d'amplitude des signaux de surface enregistrés et ont montré que ces paramètres peuvent être des fonctions des paramètres d'un modèle donné. L'association de tels paramètres SEMG aux caractéristiques du muscle est cruciale

car elle est exploitée dans des systèmes d'identification comme ceux impliqués dans le diagnostic des désordres neuromusculaires [Rau et Disselhorst-Klug, 1997], [Hogrel, 2005]. Les paramètres souvent utilisés sont la valeur moyenne rectifiée (*ARV*), la racine de la valeur moyenne carrée (*RMS*), la valeur crête à crête (*PP*), la fréquence médiane (*MDF*) et la fréquence moyenne (*MNF*) du signal myoélectrique estimées à partir de la densité spectrale de puissance [De Luca, 1979], [Stegeman et Linssen, 1992], [Merletti et al., 1992], [Merletti et Parker, 1998], [Staudenmann et al., 2005], [Holtermann et al., 2005], [Mesin et al., 2006].

Roeleveld et al. (1997a,b) ont essayé d'étudier la relation entre les paramètres des signaux PAUMs enregistrés monopolaires et bipolaires et la position de l'unité motrice. En se basant sur des résultats expérimentaux, ils ont proposé une équation paramétrique pour lier la grandeur du PAUM et la position radiale de l'électrode d'enregistrement. Dans d'autres travaux, ils ont également montré que le potentiel de surface de l'unité motrice dépend de la profondeur de cette dernière, de l'impédance de l'électrode, de la position de l'unité motrice active sous la surface de la peau et des couches sous-cutanées [Roeleveld et al., 1997c, 1997d].

Bekka et al. (2002) ont proposé quelques paramètres pour estimer des caractéristiques de l'unité motrice à partir du signal PAUM monopolaire simulé en se basant sur la modèle planaire proposé par Merletti (1999a). Le système développé est consacré à l'identification de cinq caractéristiques du muscle : la largeur de la plaque motrice, le rayon de l'unité motrice, la profondeur de l'unité motrice, le coefficient d'anisotropie et le nombre de fibres.

Une étude de simulation a été faite par Zhou et Rymer (2003) pour estimer le nombre des PAUMs inclus dans un signal SEMG en utilisant une série de paramètres. Ces chercheurs ont prouvé que certains paramètres ne sont pas appropriés parce qu'ils ne sont pas sensibles au nombre des PAUMs.

Dans les travaux de Zhou et Rymer (2004) les relations entre les taux de décharge global de l'unité motrice et les mesures quantitatives établies pour traiter les signaux de surface de l'électromyogramme (EMG) ont été explorées en utilisant une approche de simulation. Des signaux EMG de surface ont été simulés en utilisant les propriétés rapportées du premier muscle dorsal interosseux de l'homme. Les modèles utilisés ont été changés systématiquement, en utilisant plusieurs relations hypothétiques entre l'unité motrice électrique et le rendement de force. Différentes stratégies de taux de décharge de l'unité motrice ont été également utilisées. L'utilité d'utiliser différents EMG, traitant des paramètres pour aider à estimer le taux de décharge global de l'unité motrice, a été évaluée en se basant sur leurs relations avec le nombre de potentiels d'action d'une unité motrice dans les signaux EMG de surface simulés. Les résultats indiquent que la relation entre les propriétés électriques et mécaniques de l'unité motrice et la fréquence du taux de décharge de l'unité motrice sont des facteurs importants déterminant la forme de la relation entre l'amplitude de l'EMG de surface et le taux de décharge global de l'unité motrice.

Inversement, ces facteurs ont moins d'impact sur les relations entre le compte des phases ou des points de passage par zéro et le nombre de PAUMs dans le signal SEMG. Ces chercheurs ont également observé que le nombre de phases ou de points de passage par zéro tend à la saturation avec l'augmentation du nombre de PAUMs dans le signal SEMG limitant l'utilité de ces mesures en tant qu'estimations du nombre de PAUMs. Les résultats de simulation indiquent également que la fréquence moyenne ou médiane du spectre de puissance du signal EMG est un indicateur pauvre du taux de décharge global de l'unité motrice.

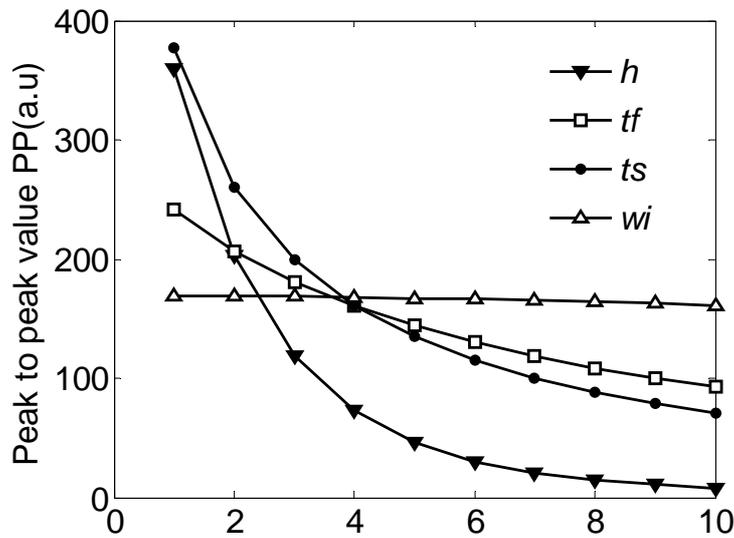
Schulte et al. (2005), ont estimé la longueur de la fibre musculaire en se basant sur l'estimation de la vitesse de conduction et la durée de conduction du potentiel d'action des unités motrices.

4.2. Non linéarité des paramètres

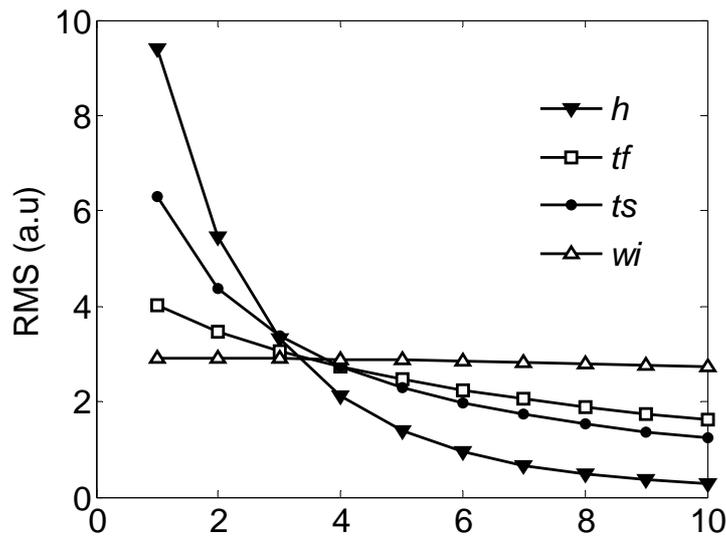
Les études mentionnées ci-dessus indiquent la difficulté de trouver des paramètres appropriés puisque la plupart d'entre eux sont affectés par plusieurs caractéristiques musculaires en même temps. Par conséquent, il est très difficile de trouver une fonction qui lie les caractéristiques de l'unité motrice et celles du volume conducteur aux paramètres du signal PAUM. La relation entre ces caractéristiques et les paramètres du signal PAUM est non linéaire à cause des non-linéarités des propriétés électriques des différents éléments qui interviennent entre le muscle et l'électrode d'enregistrement. La non linéarité du problème étudié est la cause principale de cette difficulté. En effet, les différentes valeurs d'une caractéristique donnée peuvent fournir la même valeur d'un paramètre donné du signal PAUM. De ce fait, le problème de compensation est soulevé. Comme exemple, deux unités motrices de différentes profondeurs et tailles, une superficielle de petite taille et l'autre profonde de grande taille, peuvent fournir toutes les deux la même valeur de l'amplitude du signal PAUM. La même valeur d'une caractéristique donnée peut fournir différentes valeurs d'un paramètre donné du signal PAUM, ce qui conduit au problème de multi-solution. Comme exemple, différentes unités motrices ayant la même profondeur fournissent différentes valeurs du même paramètre. Il est clair que cette nature dépendante entre les caractéristiques et les paramètres suggère complique la tâche de l'identification. Pour mettre en évidence cette contrainte, la variation de quelques paramètres usuels est fournie en fonction de quelques caractéristiques musculaires. Les figures 4.1 et 4.2 montrent la variation des paramètres du signal PAUM (Amplitude crête à crête, RMS, MDF et la surface rectifiée) en fonction de la profondeur de l'unité motrice (h), de la largeur de la zone d'innervation (w_i), de l'épaisseur du tissu adipeux (t_f) et de l'épaisseur de peau (t_s). Chacun de ces paramètres diminue lorsque la caractéristique musculaire augmente. Si on considère la valeur crête à crête (PP) comme un paramètre discriminant de la profondeur (h) de l'unité motrice alors pour établir une fonction qui lie ce paramètre et la caractéristique musculaire, nous pouvons suggérer $h = A/PP$, A étant une constante à déterminer. Cependant la valeur PP dépend également des autres caractéristiques. En d'autres termes, la valeur PP est le résultat de la contribution de plusieurs caractéristiques. Ainsi nous sommes confrontés au problème de compensation. Par conséquent la valeur PP ne peut être considérée comme un paramètre discriminant du signal PAUM pour extraire la profondeur de l'unité motrice. Les réseaux de neurones peuvent être alors une approche alternative pour fournir une solution aux problèmes mentionnés. Notre analyse du problème de compensation nous a conduits à supposer que la solution de ce dernier en utilisant les réseaux de neurones comme modèle mathématique dépend essentiellement du choix de l'ensemble des paramètres qui pourraient être adéquats pour fournir une meilleure estimation. Nous devons déterminer parmi les paramètres suggérés ceux qui sont sensibles à toute variation et éliminer ceux qui sont redondants afin d'obtenir le meilleur vecteur de paramètres le plus représentatif de l'information. La recherche des paramètres optimaux est donc d'un intérêt principal pour trouver les meilleurs systèmes d'identification.

Une étude antérieure s'est focalisée sur la recherche de nouveaux paramètres permettant l'extraction des caractéristiques musculaires des unités motrices pour caractériser le tissu musculaire [Mebarkia, 2005]. Deux modèles mathématiques ont été traités, l'un est approximé (celui du modèle du tripole) et l'autre est purement analytique. Ces deux modèles monocouches montrent qu'ils décrivent la plupart des effets des

caractéristiques musculaires d'une manière analogue. Cette étude s'est basée sur la paramétrisation du signal PAUM différentiel simple. Quinze paramètres ont été proposés et étudiés (paramètres temporels, fréquentiels et statistiques). Quatre caractéristiques anatomiques et physiologiques (profondeur de l'unité motrice, le coefficient d'anisotropie du volume conducteur, le nombre de fibres constituant l'unité motrice en question et la largeur de la zone d'innervation de cette dernière) ont été identifiées par un système d'identification basé sur l'approche neuronale. Dans cette étude la sélection des paramètres s'est basée sur le critère de la 'monotonie' des paramètres proposés pour sélectionner les paramètres représentatifs de l'information musculaire. Cependant, le critère de la 'monotonie' s'avère très particulier. En effet, après une succession d'essais et d'erreurs sur les signaux simulés à partir du modèle cylindrique multicouche, nous avons constaté qu'il est possible qu'un paramètre non monotone puisse être un bon paramètre pour l'identification.

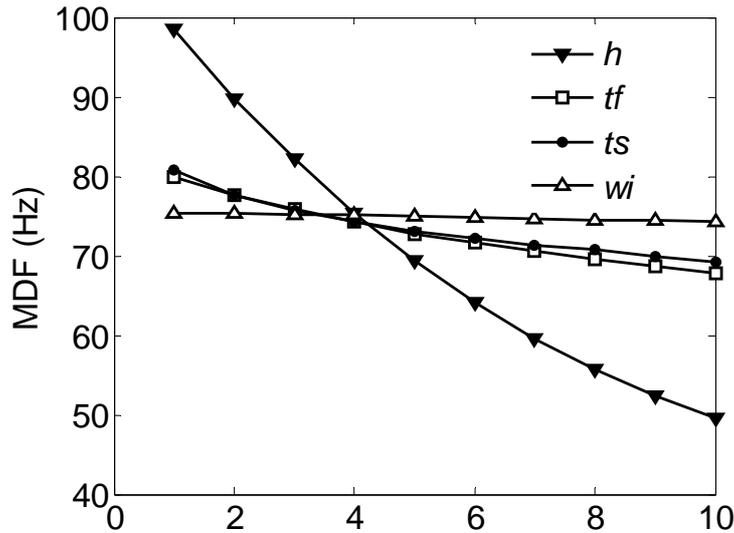


(a)

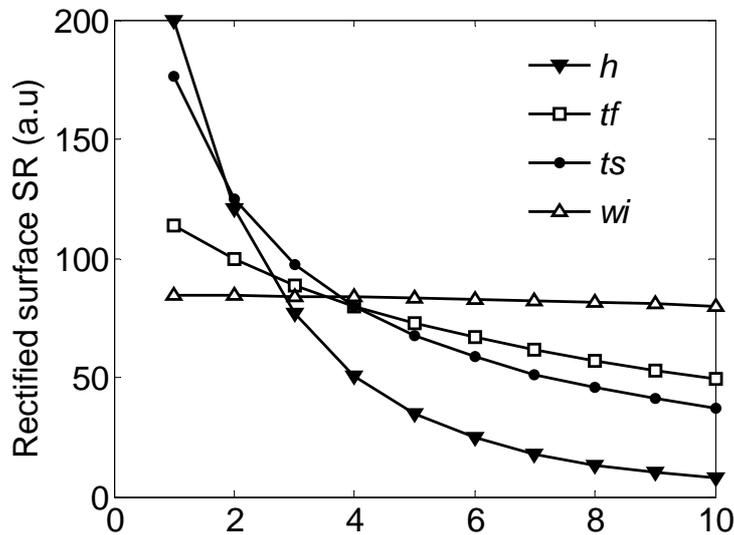


(b)

Figure 4.1. Paramètres du PAUM en fonction des caractéristiques musculaires indiquées en mm (h : profondeur du MU ; t_f : épaisseur du tissu adipeux, t_s : épaisseur de la peau, w_i : largeur de la zone d'innervation). (a) Amplitude crête à crête (PP). (b) Racine de la valeur moyenne carrée (RMS).



(a)



(b)

Figure 4.2. Paramètres du PAUM en fonction des caractéristiques musculaires indiquées en mm (h : profondeur du MU ; t_f : épaisseur du tissu adipeux, t_s : épaisseur de la peau, w_i : largeur (a) Fréquence médiane (MDF). (b) Surface rectifiée (SR).

Par conséquent pour trouver les combinaisons optimales des paramètres d'entrée des systèmes d'identification qui peuvent fournir la meilleure performance de l'estimation des caractéristiques, nous avons proposé une nouvelle méthode de paramétrisation du signal PAUM double différentiel [Reffad et al., 2007a, 2007b]. Cette méthode comporte deux étapes, la première consiste à éliminer les paramètres non sensibles. Au cours de cette étape, on a étudié le comportement de chaque paramètre suggéré en fonction de toutes les caractéristiques musculaires à identifier. Nous avons qualifié cette étape par l'étape de l'étude du comportement singulier des paramètres. La seconde étape a pour objectif la sélection des paramètres optimaux en écartant les paramètres redondants et en choisissant les paramètres les plus représentatifs par l'application de deux critères celui de la similarité et celui de l'homogénéité. Deux caractéristiques de l'unité motrice (la profondeur de l'unité motrice et la largeur de la zone d'innervation) et deux caractéristiques du volume conducteur (l'épaisseur du tissu adipeux et l'épaisseur de la peau) ont été considérées.

4.3. Définition des paramètres

En plus des paramètres RMS et MDF, plusieurs nouveaux paramètres ont été définis pour enrichir l'ensemble des paramètres du signal MUAP double différentiel. Ces paramètres sont définis dans le tableau 1 et illustrés dans les figures 4.3, 4.4 et 4.5. Le tri des paramètres adéquats est basé sur la sélection des paramètres qui vérifient certains critères.

Paramètres proposés et leurs descriptions	
<p><i>Paramètres d'amplitude Fig. 4.3</i></p> <p><i>P</i> Amplitude du peak principal <i>P1</i> Amplitude du premier peak <i>P2</i> Amplitude du second peak <i>PP1</i> Valeur crête à crête entre le premier peak et le peak principal <i>PP2</i> Valeur crête à crête entre le second peak et le peak principal <i>DDP</i> Valeur absolue de la différence entre <i>P2</i> and <i>P1</i> <i>Rap1</i> Premier rapport d'amplitude <i>P1/P</i> <i>Rap2</i> Second rapport d'amplitude <i>P2/P</i></p>	<p><i>Paramètres de surface Fig. 4.4</i></p> <p><i>S1</i> l'aire sous le premier lobe <i>S2</i> l'aire sous le second lobe <i>SP</i> l'aire du lobe principal <i>SR</i> l'aire rectifiée entre les points M1 et M2 <i>Raps1</i> Rapport de surface <i>S1/SP</i></p>
<p><i>Paramètres de courbure, de longueur et de distance Fig. 4.4 et 4.5</i></p> <p><i>CR1</i> Degré de courbure du premier lobe <i>CR2</i> Degré de courbure du second lobe <i>CRp</i> Degré de courbure du lobe principal <i>L</i> Longueur du signal entre les points M1 et M2 <i>Lp</i> Longueur du lobe principal <i>d1</i> Distance entre les points extrémums du premier lobe et du lobe principal <i>d2</i> Distance entre les points extrémums du second lobe et du lobe principal <i>Dac</i> Somme des deux distances <i>d1</i> et <i>d2</i></p>	<p><i>Autres paramètres</i></p> <p><i>DDD</i> Durée du signal entre les points M1 et M2 <i>RLpD</i> Rapport longueur- durée <i>Lp/DDD</i> <i>RMS</i> Racine de la valeur moyenne carrée <i>MDF</i> Fréquence médiane</p>

Tableau 4.1 : Définition des paramètres.

La figure 4.3 illustre les paramètres d'amplitude. Les paramètres de surface et de distance sont représentés dans la figure 4.4 où M1 et M2 sont les points indiquant les passages par les zéros limitant le signal PAUM.

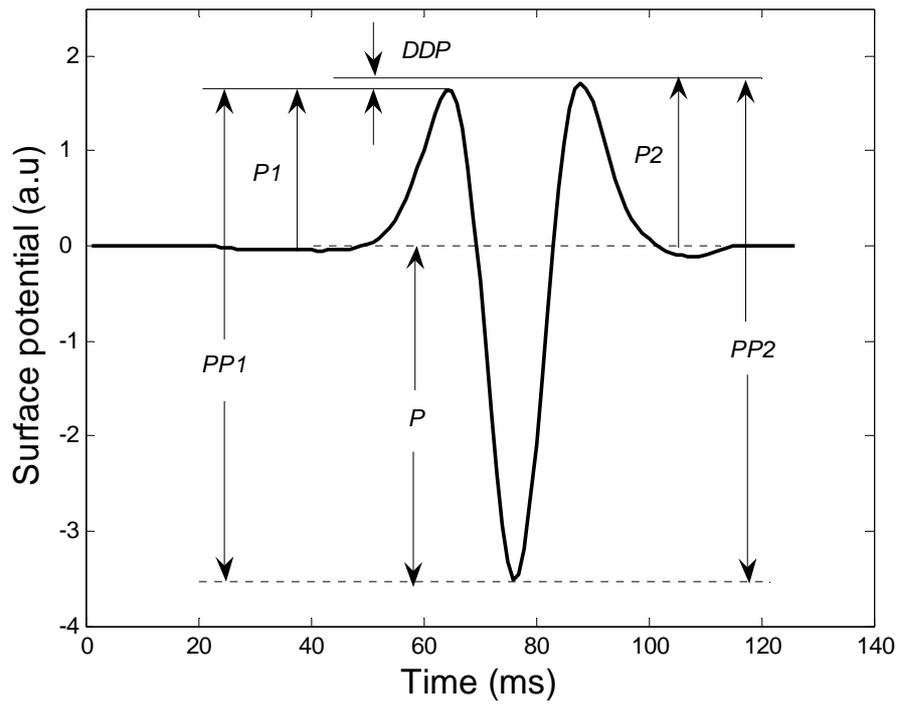


Figure 4.3. Paramètres d'amplitude du PAUM double différentiel.

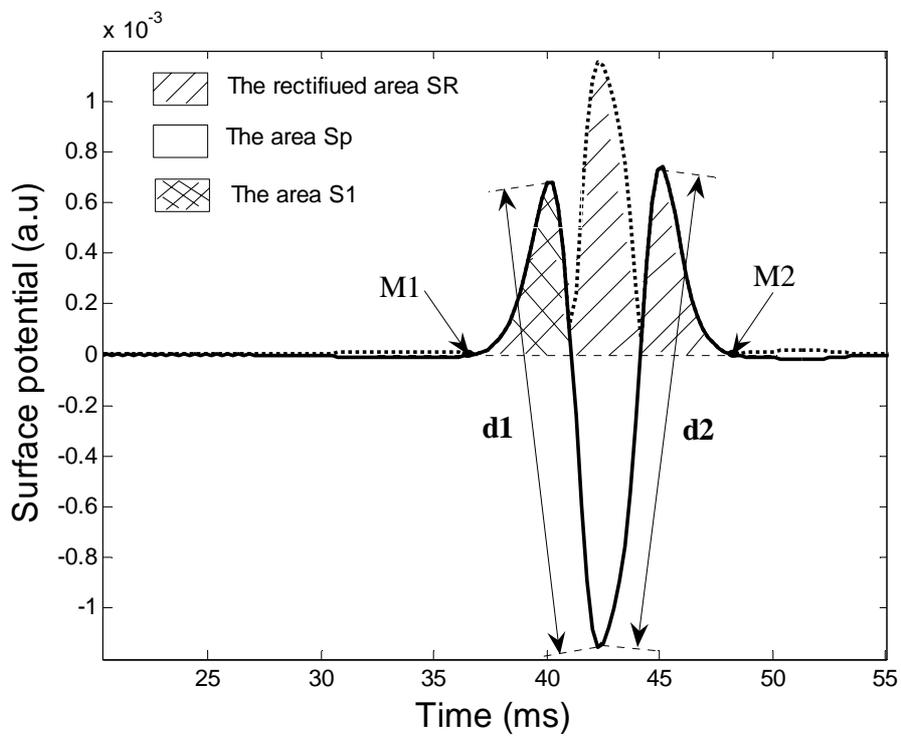


Figure 4.4. Paramètres de surface et de distance du PAUM double différentiel.

Comme il a été mentionné en introduction plusieurs chercheurs ont utilisé les paramètres d'amplitude, les paramètres spectraux, les paramètres de surface et les paramètres de distance. Dans ce présent travail nous avons proposé un autre type de paramètres qui sont les paramètres de courbure.

La figure 4.5 illustre les paramètres de courbure. Principalement, le degré de courbure en un point M d'une courbe représente le rayon r du cercle tangent de cette courbe au point M. Pour une raison de simplicité, le calcul de la courbure est représenté par le calcul du coefficient absolu x^2 dans la fonction polynomiale du second ordre interpolée autour du point M. Dans notre cas, nous avons considéré l'interpolation autour du peak de chaque lobe. Naturellement, ces paramètres ne seront utilisés ni aléatoirement ni complètement.

Nous avons défini cinquante trois paramètres, qui dépendent principalement de la morphologie du signal PAUM double différentiel afin d'augmenter la possibilité de trouver les paramètres les plus adéquats à notre identification. Ces paramètres ont été étudiés par l'examen de leur comportement en fonction de la variation des caractéristiques musculaires que nous avons choisi d'identifier. Vingt-cinq de ces paramètres seulement ont été considérés pour minimiser la contrainte de la redondance.

Dans la section suivante, nous expliquerons le principe de la sélection des paramètres par l'étude du comportement singulier et du comportement global des paramètres suggérés.

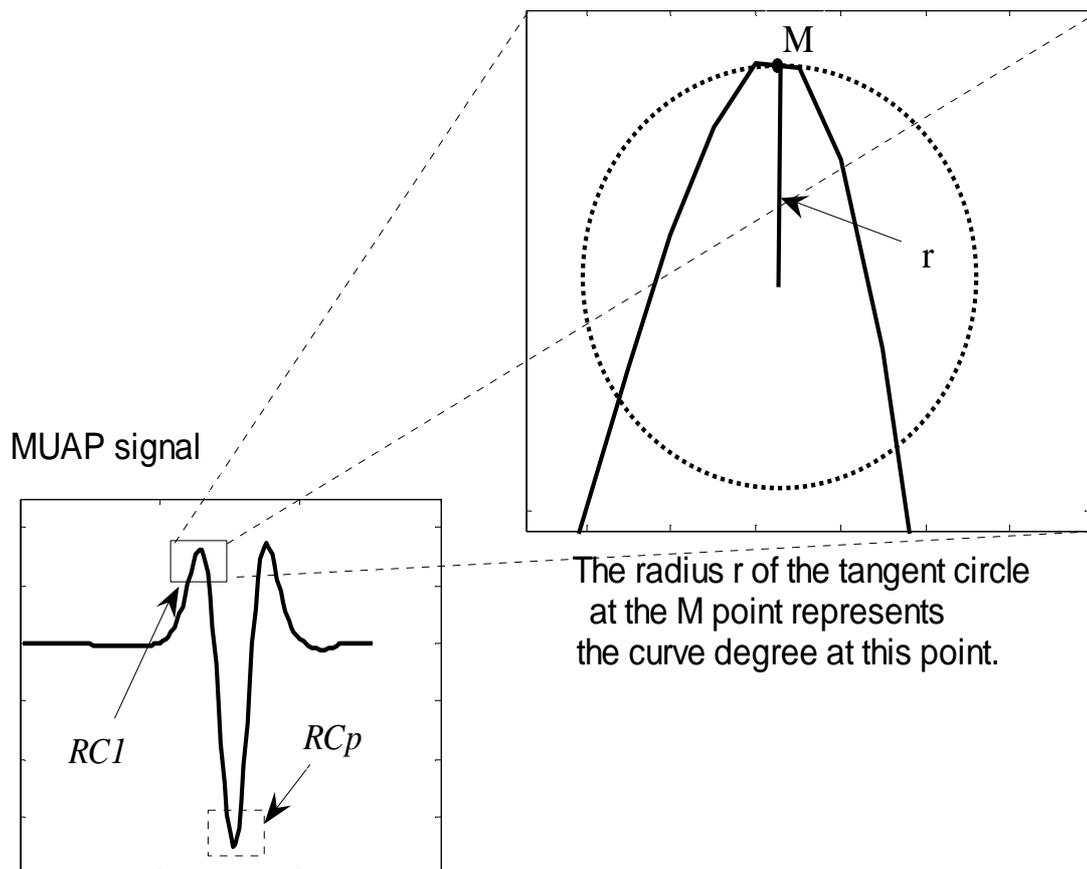


Figure 4.5. Paramètres de courbure du PAUM double différentiel.

4.4. Sélection des paramètres

4.4.1. Comportement singulier des paramètres

Nous avons défini un paramètre sensible comme étant un paramètre dont la valeur change avec la variation de chacune des caractéristiques du volume conducteur et de celles de l'unité motrice. Tandis que la valeur d'un paramètre non sensible demeure constante lorsque les caractéristiques changent. Nous avons examiné le comportement singulier des paramètres suggérés en fonction de chacune des caractéristiques séparément.

Nous donnons dans cette partie des exemples de figures qui illustrent le comportement de quelques paramètres sensibles et le comportement des autres paramètres non sensibles en fonction des caractéristiques considérées. Les valeurs des caractéristiques du volume conducteur (épaisseur de la peau et du tissu adipeux) sont prises égales à 5 mm et celles de l'unité motrice (profondeur de l'unité motrice et la largeur de la zone d'innervation) égales à 10 mm.

Les figures 4.6.a et 4.6.b montrent le comportement singulier de quelques paramètres sensibles (P , SP , DDP , CRp , $Rap1$, $Rap2$) en fonction des caractéristiques de l'unité motrice, la profondeur ' h ' et la largeur de la zone d'innervation ' w_i ' respectivement.

Les figures 4.7.a et 4.7.b montrent le comportement singulier des paramètres sensibles (P , SP , DDP , CRp , $Rap1$, $Rap2$) en fonction des caractéristiques du volume conducteur, l'épaisseur du tissu adipeux ' t_f ' et l'épaisseur de la peau ' t_s ' respectivement.

Les figures 4.8.a et 4.8.b montrent le comportement singulier de quelques paramètres non sensibles (P , SP , DDP , CRp , $Rap1$, $Rap2$) en fonction des caractéristiques de l'unité motrice, la profondeur ' h ' et la largeur de la zone d'innervation ' w_i ' respectivement.

Les figures 4.9.a et 4.9.b montrent le comportement singulier des paramètres non sensibles (DDD , L , Lp , $RLpD$) en fonction des caractéristiques du volume conducteur, l'épaisseur du tissu adipeux ' t_f ' et l'épaisseur de la peau ' t_s ' respectivement.

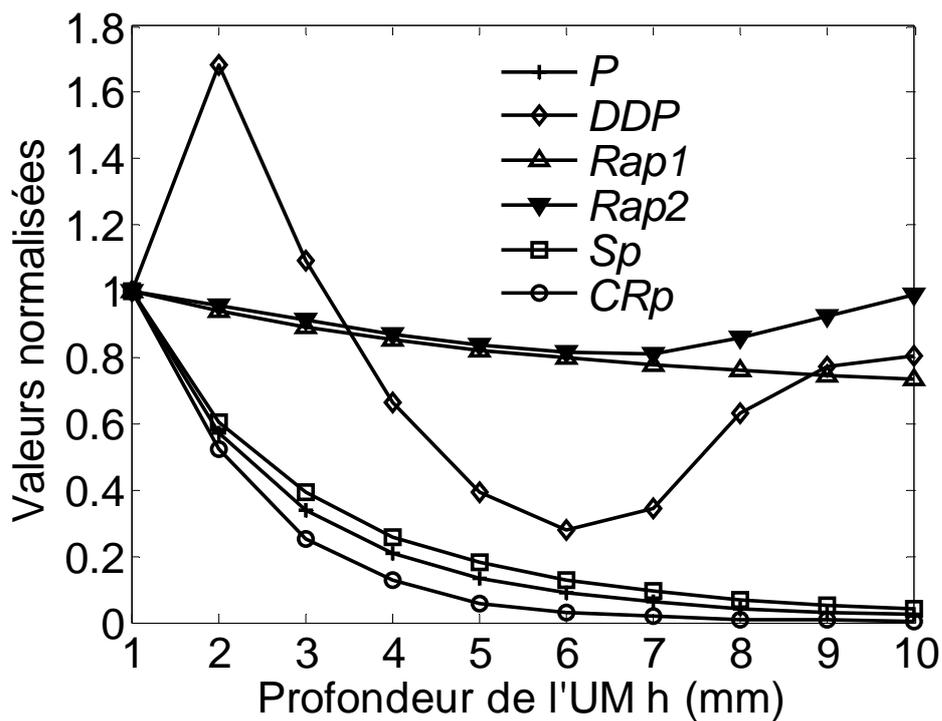
Parmi les paramètres qui ne satisfont pas les critères de sensibilité, le paramètre $RLpD$. En effet, on remarque bien qu'il est sensible à la profondeur ' h ' de l'unité motrice (figure 4.8.a) il n'est sensible ni à l'épaisseur de la peau ni à la largeur de la zone d'innervation. $RLpD$ reste constant quand ' t_s ' et ' w_i ' variant de 2.5 mm à 3.5 mm et de 6 mm à 8 mm respectivement (figures 4.9.b et 4.8.b).

Les paramètres DDD , Lp et L ne sont également pas sensibles. Ils restent constants (figures 4.8.a, 4.9.b et 4.9.a). Par conséquent les paramètres DDD , Lp , L et $RLpD$ seront rejetés.

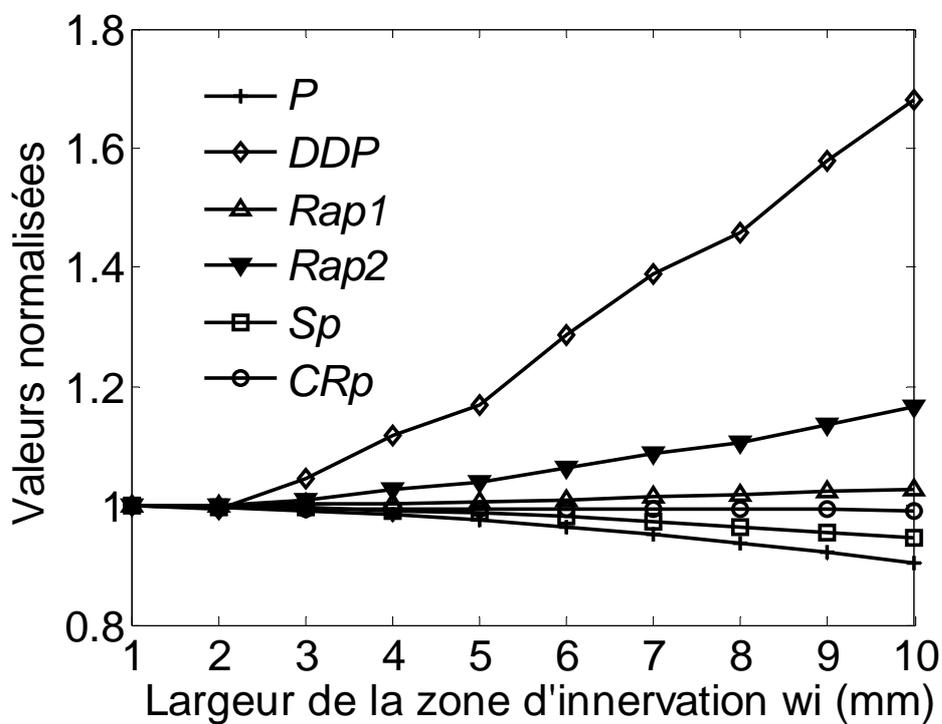
Le reste des paramètres suggérés sont sensibles et n'ont pas été représentés parce qu'ils ont des comportements semblables, par conséquent nous les considérons des paramètres redondants.

Après cette présélection, nous obtenons vingt et un paramètres sensibles suivants : P , $P1$, $P2$, $Pp1$, $Pp2$, $S1$, $S2$, PS , SR , $D1$, $D2$, DAC , DDP , CRp , $CR1$, $CR2$, $Rap1$, $Rap2$, $Raps1$, RMS et MDF .

Les paramètres redondants fournissent les mêmes informations, il est nécessaire de choisir les plus représentatifs. Pour éviter l'effet de redondance, nous avons jugé nécessaire d'examiner le comportement global des paramètres sensibles. Le comportement global fera l'objet de la section 4.4.2.

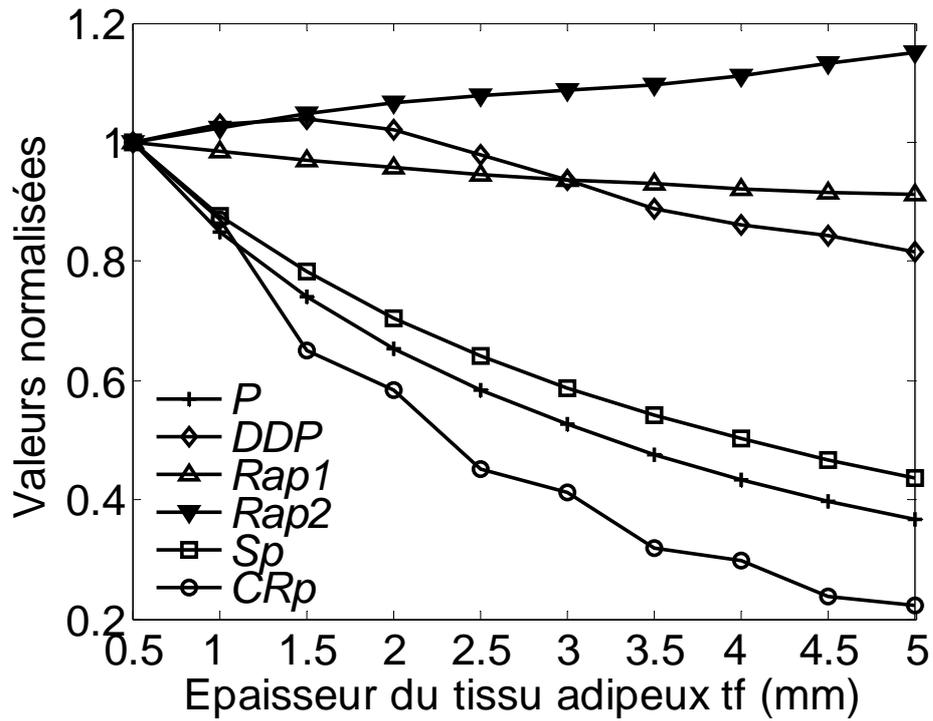


(a)

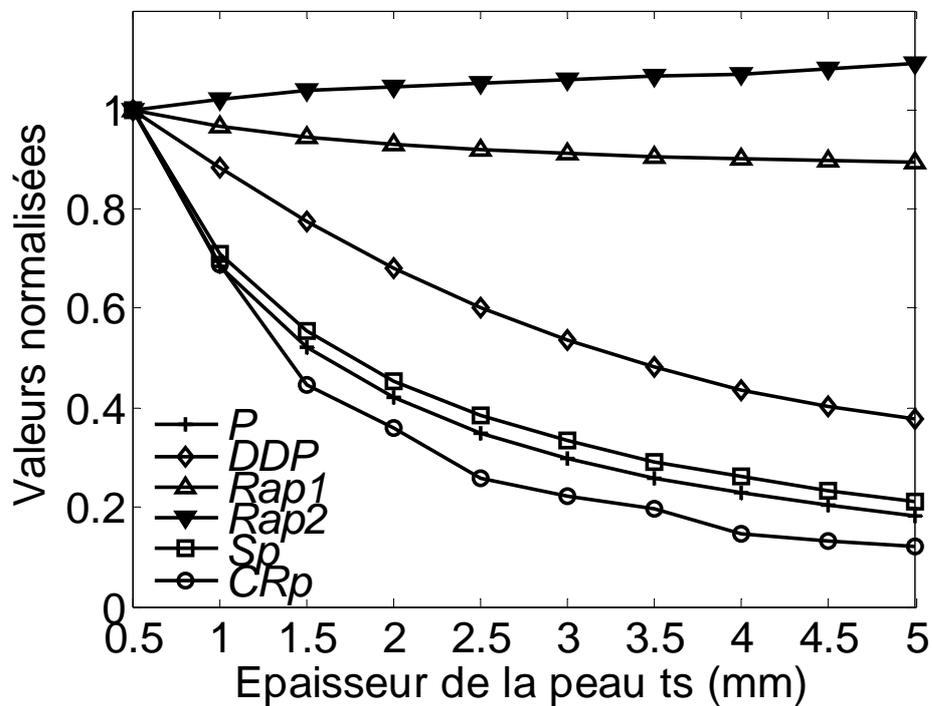


(b)

Figure 4.6. Comportement singulier des paramètres sensibles normalisés par rapport à la première valeur en fonction des caractéristiques de l'unité motrice (a) la profondeur h de l'unité motrice. (b) La largeur de la zone d'innervation w_i .

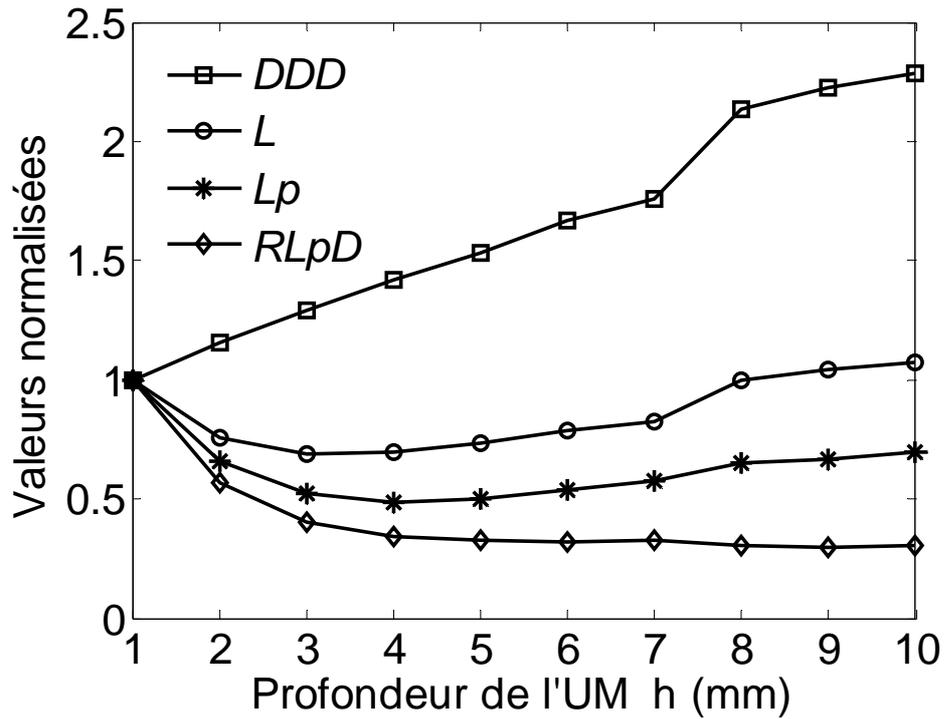


(a)

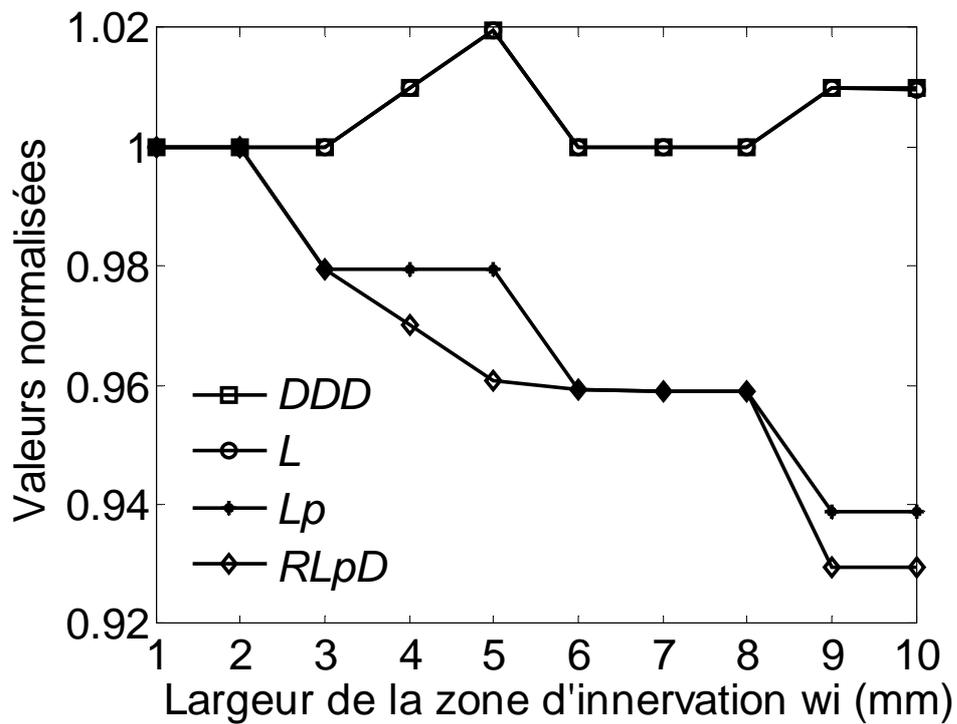


(b)

Figure 4.7. Comportement singulier des paramètres sensibles normalisés par rapport à la première valeur en fonction des caractéristiques du volume conducteur. (a) L'épaisseur du tissu adipeux t_f . (b) L'épaisseur de la peau t_s .

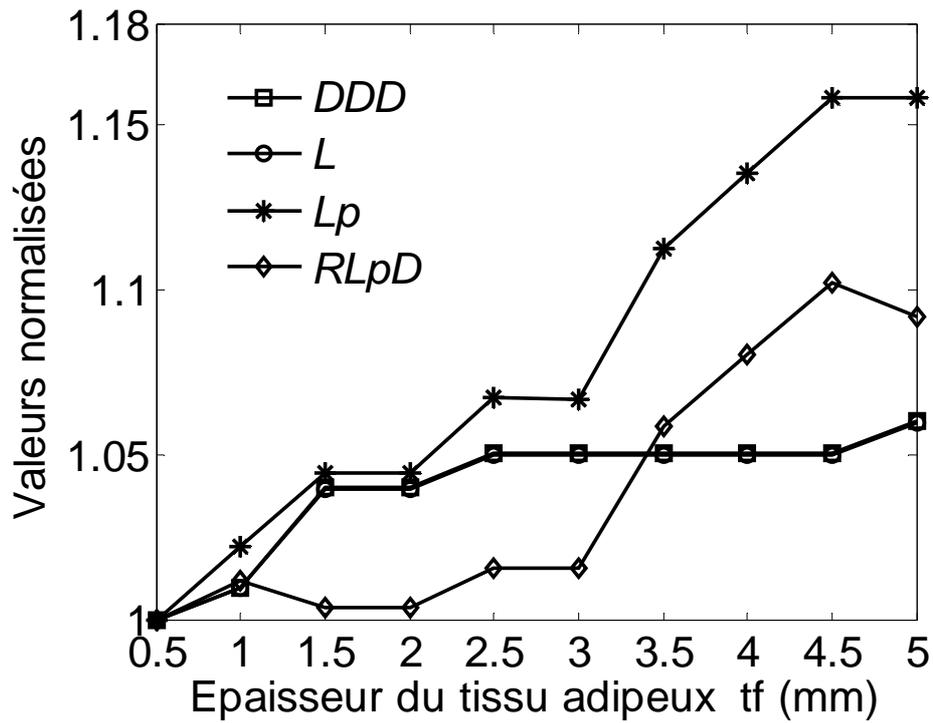


(a)

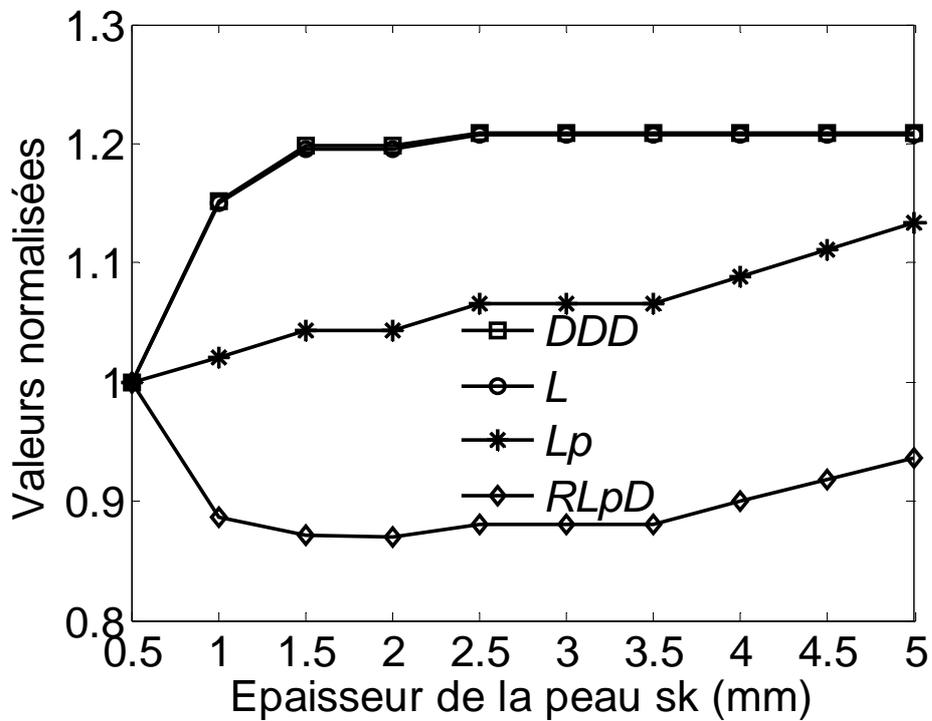


(b)

Figure 4.8. Comportement singulier des paramètres non sensibles normalisés par rapport à la première valeur en fonction des caractéristiques de l'unité motrice (a) la profondeur h de l'unité motrice. (b) La largeur de la zone d'innervation w_i .



(a)



(b)

Figure 4.9. Comportement singulier des paramètres non sensibles normalisés par rapport à la première valeur en fonction des caractéristiques du volume conducteur (a) L'épaisseur du tissu adipeux t_f . (b) L'épaisseur de la peau s_k .

4.4.2. Comportement global des paramètres

Il était possible d'éliminer des paramètres redondants en se basant sur leur comportement singulier. Cependant, cette élimination est restreinte (les paramètres sont calculés selon une caractéristique tandis que l'autre est fixée). Ainsi, pour compléter la présélection faite précédemment, nous avons examiné le comportement global de chaque paramètre selon un espace spécifique à quatre dimensions défini par la combinaison des caractéristiques du volume conducteur et de l'unité motrice (h, t_f, t_s, w_i).

Nous avons envisagé d'identifier les caractéristiques dont les valeurs varient de 1 à 11 mm pour la profondeur de l'unité motrice et la largeur de la zone d'innervation et de 1 à 5 mm pour les épaisseurs du tissu adipeux et de la peau. Nous avons échantillonné l'espace de la caractéristique par un pas de 2.5 mm pour la profondeur de l'unité motrice et la largeur de la zone d'innervation et par un pas de 1 mm pour les épaisseurs du tissu adipeux et de la peau. Par conséquent, nous avons obtenu 625 combinaisons de caractéristiques. Pour chaque combinaison, un signal PAUM a été simulé et paramétré avec des paramètres sensibles cités précédemment.

La procédure suivante nous permet d'obtenir le comportement global des paramètres présélectionnés en fonction de la combinaison des caractéristiques musculaires (h, fat, sk, w_i).

```

for h = 1:2.5:11;           % variation de la profondeur
    for fat = 1:1:5;        % variation de l'épaisseur du tissu adipeux
        for sk = 1:1:5;    % variation de l'épaisseur de la peau
            for wi = 1:2.5:11; % variation de la largeur de la zone d'innervation
                Modélisation du signal PAUM;
                Paramétrisation;
            end
        end
    end
end
end.

```

Les séries de valeurs des paramètres de chaque signal constituent un vecteur de paramètres qui représente son comportement global.

Les figures 4.10.a, 4.10.b et 4.11 montrent le comportement global des paramètres indiqués en fonction de la combinaison des caractéristiques du volume conducteur et de l'unité motrice. La figure 4.10.a illustre le premier exemple de paramètres redondants ($PP2, DAC$ et SI) et la figure 4.10(b) illustre le deuxième exemple donné par ($CR1, CR2$ et CRp). Quand à la figure 4.11, elle illustre le comportement global des paramètres non redondants ($Rap1, Rap2, Raps1$, et DDp).

Pour surmonter l'effet de redondance, nous avons proposé en premier lieu la procédure de la classification non-supervisée des paramètres sensibles. Cette procédure est basée sur la similarité entre les paramètres sensibles, qui utilisent le coefficient de corrélation (CC).

Le principe de cette procédure est de regrouper les paramètres qui ont le coefficient de corrélation le plus élevé. Il est décrit par les étapes suivantes :

1. Prendre un paramètre arbitraire de l'ensemble des paramètres à classifier. (Chaque paramètre est un vecteur de 625 données).
2. Calculer le (CC) entre ce paramètre et le reste des paramètres (pris un par un).
3. Considérer les paramètres ayant un (CC) de 0.99 avec le premier paramètre comme une classe.
4. Actualiser l'ensemble des paramètres en omettant les paramètres de la nouvelle classe définie.
5. Répéter les phases 1 à 4 jusqu'à ce que la classification de tous les paramètres soit achevée.

Après la phase de la classification, nous avons obtenu les classes suivantes :

- ✓ Classe1 = {P, P1, P2, PP1, PP2, S1, S2, SP, SR, D1, D2, DAC}
- ✓ Classe2 = {DDP}
- ✓ Classe3 = {Rap1}
- ✓ Classe4 = {Rap2}
- ✓ Classe5 = {Raps1}
- ✓ Classe6 = {CRp, CR1, CR2}
- ✓ Classe7 = {RMS}
- ✓ Classe8 = {MDF}

Notons que les classes 1 et 6 contiennent plusieurs éléments qui représentent la même information décrite de la même manière. Ces éléments sont donc redondants. L'élimination de ces paramètres redondants mène à choisir un paramètre représentatif de chaque classe.

Nous avons établie que le paramètre représentatif de chaque classe est le plus homogène. Un paramètre est mathématiquement considéré comme le plus homogène quand il possède le plus petit coefficient de variation C_v correspondant à l'ensemble des paramètres redondants (Baillargeon, 1989).

L'expression du coefficient de variation est donnée par l'expression suivante :

$$C_v = \sigma / \mu$$

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

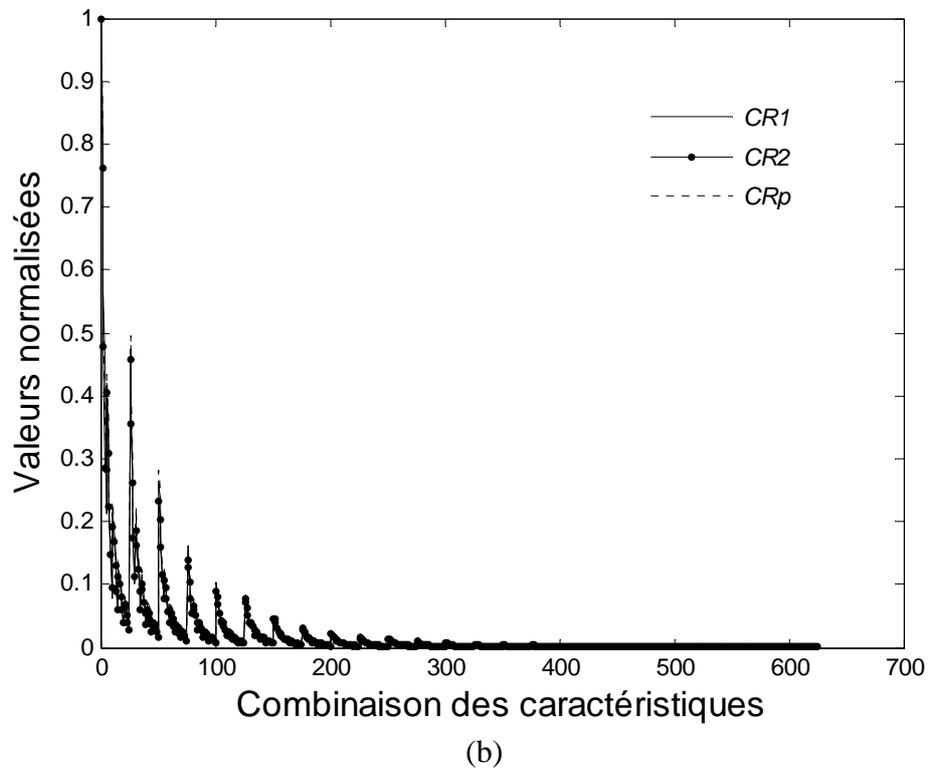
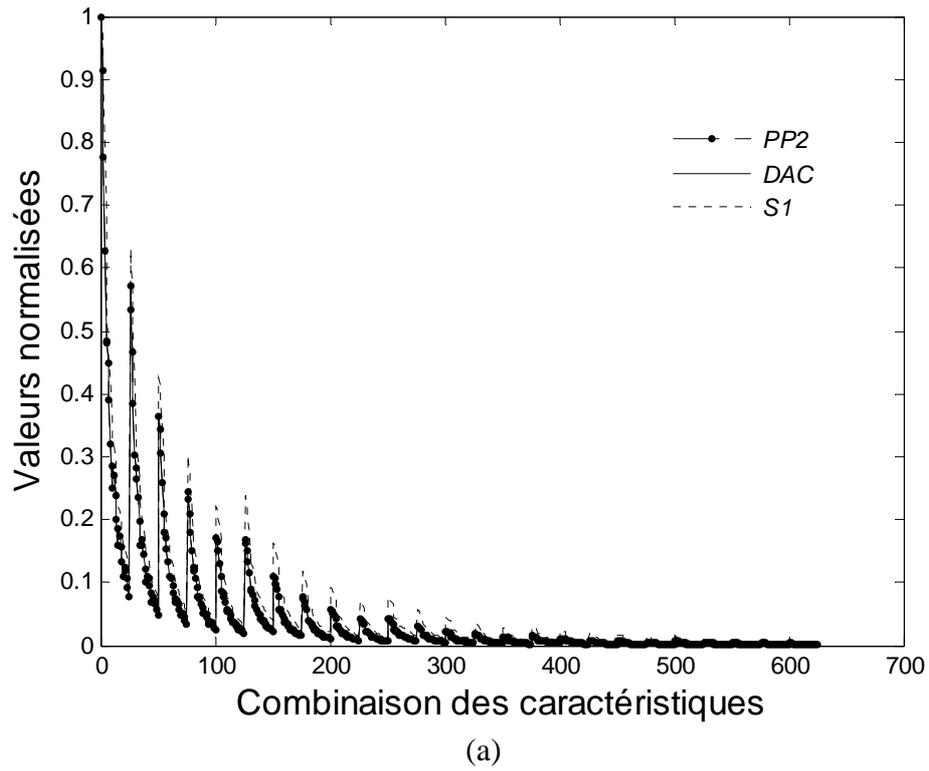


Figure 4.10. Comportement global des paramètres redondants normalisés par rapport à la première valeur en fonction de la combinaison des caractéristiques. (a) Exemples de paramètres d'amplitude et de surface. (b) Exemples de paramètres de courbure.

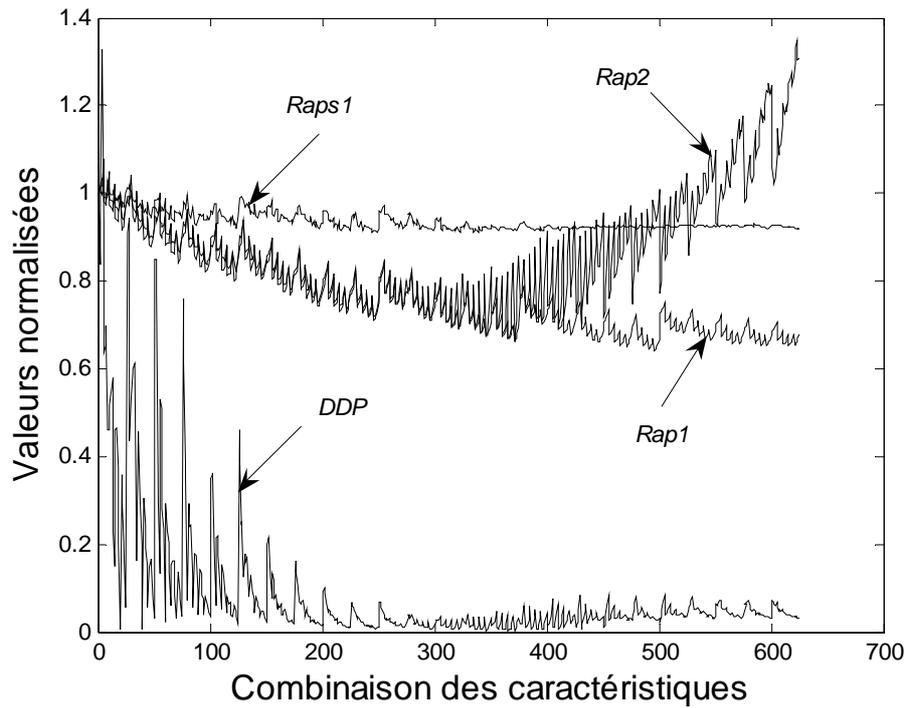


Figure 4.11. Comportement global des paramètres non redondants normalisés par rapport à la première valeur en fonction de la combinaison des caractéristiques.

Le tableau 4.2 présente les coefficients de variation des paramètres de la *classe 1*. D'après ces résultats nous remarquons que le paramètre *P1* possède le plus petit coefficient de variation. Par conséquent il est considéré le plus homogène de l'ensemble des paramètres qui appartiennent à la *classe 1*.

Paramètres de la classe 1	<i>P</i>	<i>P1</i>	<i>P2</i>	<i>PP1</i>	<i>PP2</i>	<i>S1</i>	<i>S2</i>	<i>SP</i>	<i>SR</i>	<i>D1</i>	<i>D2</i>	<i>DAC</i>
C_v	122.2	12.06	14.98	29.71	120.6	180.8	138.4	187.4	183.6	103.7	120.8	119.8

Tableau 4.2. Le coefficient de variation C_v des exemples représentés par les paramètres de la classe 1.

Le tableau 4.3 présente les coefficients de variation des paramètres de la *classe 6*. D'après ces résultats nous remarquons que le paramètre *CR1* possède le plus petit coefficient de variation. Par conséquent il est considéré le plus homogène de l'ensemble des paramètres qui appartiennent à la *classe 6*.

Nous avons arrangé les paramètres dans un ordre décroissant de l'homogénéité. Les paramètres redondants des deux classes sont arrangés comme suit :

- $Class1 = \{P1, P2, PP1, D1, DAC, PP2, D2, P, S2, S1, SR, SP\}$
- $Class6 = \{CR1, CRP, CR2\}$.

<i>Paramètres de la classe 6</i>	<i>CRP</i>	<i>CR1</i>	<i>CR2</i>
C_v	3.08	2.36	3.91

Tableau 4.3. Le coefficient de variation C_v des exemples représentés par les paramètres de la classe 6.

Nous avons choisi *P1* de la *classe 1* et *CR1* de la *classe 6*, parce qu'ils sont les plus homogènes. Évidemment il n'y a aucun problème de choix concernant les classes des mono-paramètres. En conséquence, ils seront directement choisis. Enfin l'ensemble des paramètres choisis sont : *P1*, *DDP*, *Rap1*, *Rap2*, *Raps1*, *CR1*, *MDF* et *RMS*.

4.5. Conclusion

Le deuxième objectif de cette thèse était de trouver une nouvelle approche de paramétrisation du signal PAUM afin de rendre plus commode la tâche de l'identification des caractéristiques de l'unité motrice et celles du volume conducteur. Ainsi la recherche des paramètres du signal modélisé porteurs d'information est une phase d'une grande importance afin de trouver un système d'identification crédible. La difficulté réside dans le fait que des dizaines de paramètres pourraient être suggérés : les paramètres statistiques, d'amplitude, de longueur, les paramètres temporels et des paramètres spectraux. Cependant il n'existe aucune méthode indiquant lesquels de ces paramètres sont porteurs d'information liée à l'identification des caractéristiques musculaires considérées. D'après les travaux de recherche cités dans l'introduction de ce chapitre, il est évident que chaque groupe de chercheurs suggère un paramètre ou un ensemble de paramètres sans présenter une méthode de choix de ces derniers.

Nous avons proposé une nouvelle approche de paramétrisation. Cette approche comporte deux étapes. La première étape consiste à chercher le critère de sélection adéquat fournissant les paramètres sensibles aux changements de la morphologie du PAUM. Les paramètres sélectionnés porteurs d'information pourraient être redondants. Dans la seconde étape, nous avons suggéré un deuxième critère pour éliminer la redondance des divers paramètres choisis. Les résultats de l'approche proposée dans ce chapitre a fait l'objet d'une communication [Reffad et al., 2007b]. Dans le prochain chapitre nous expliquerons le principe de l'identification en se basant sur les critères choisis au cours de l'étape de la paramétrisation.

Chapitre 5

Identification des caractéristiques musculaires

Chapitre 5

Identification des caractéristiques musculaires

5.1. Introduction

L'identification de systèmes est fortement liée à la construction de modèles décrivant de manière mathématique les processus physiques. La principale valeur apportée par l'étape d'identification se traduit par une meilleure connaissance du système. Ainsi, lorsque l'étape préliminaire relative à l'identification du processus est réalisée, il est possible d'atteindre des objectifs classiques d'automatique comme l'observation de variables non accessibles directement à la mesure ou à la commande de ces processus. Au tout début, l'identification en tant que telle est fortement liée aux méthodes statistiques comme la méthode des Moindres Carrés récursifs ou du Maximum de Vraisemblance, très largement appliquées sur des processus industriels. Ces deux méthodes sont obtenues grâce à l'optimisation d'un critère dépendant des paramètres du système et elles sont très souvent utilisées sur des processus discrétisés.

Il est clair que décrire un système en temps discret présente un avantage en termes de calculs informatiques. Mais, beaucoup de systèmes réels sont modélisés en temps continu. De plus, les paramètres ont, la plupart du temps, une signification physique en temps continu. Beaucoup de procédures d'identification à temps continu sont élaborées pour des processus stables en boucle ouverte et pour lesquels tout l'état est accessible à la mesure. Des avancées récentes proposent des méthodes d'identification pour des systèmes non linéaires où le vecteur d'état est partiellement mesurable pour des systèmes où l'identification est impossible à réaliser à cause d'instabilité en boucle ouverte.

Le plus souvent, l'obtention d'un modèle fiable, capable de reproduire le comportement d'un système donné, est l'objectif essentiel de l'identification. Mais ce modèle peut aussi n'être qu'un intermédiaire pour accéder à l'estimation de paramètres : c'est ce point de vue qui est développé dans cette partie de travail, où le signal simulé est le support physique de l'information musculaire.

L'estimation de quelques caractéristiques musculaires, à partir du potentiel d'action de l'unité motrice simulé en se basant sur des systèmes neuronaux par un suivi des variations de leurs vecteurs de paramètres, constitue le principe de notre identification. Ainsi, notre méthode d'extraction des caractéristiques musculaires est basée sur le principe d'identification. Une approche artificielle de réseaux de neurones (ARN) est proposée pour lier ces caractéristiques avec les paramètres du signal PAUM double différentiel. Nous avons choisi d'utiliser les réseaux de neurones car il est bien connu que ces derniers sont plus appropriés pour l'analyse des systèmes naturels comme les réseaux spinaux et les potentiels des unités motrices à cause de la relation non linéaire qui caractérise les phénomènes biologiques. Certains chercheurs [Bekka et al., 2002]

ont proposé un système d'identification basé sur les réseaux de neurones pour extraire quelques propriétés de muscle à partir du PAUM différentiel simple. Ils ont été confrontés au problème de compensation dû à la nature du problème étudié et au choix des paramètres utilisés. Leur système d'identification se compose de quatre modules. L'étape de l'estimation des caractéristiques emploie quatre réseaux de neurones multicouches entraînés sur des PAUMs simulés qui sont générés à partir du modèle planaire monocouche proposé par Merletti (1999a).

5.2. Principe de l'identification

La procédure d'extraction des caractéristiques de l'unité motrice ainsi que celles du volume conducteur à partir des paramètres du PAUM simulé est appelée identification par laquelle les paramètres utilisés pour modéliser le PAUM seront identifiés (figure 5.1). Grâce à la paramétrisation déjà décrite dans le chapitre précédent, le signal PAUM a été réduit à un ensemble de paramètres discriminants [Kelly et al., 1990] afin de faciliter le procédé d'identification des caractéristiques considérées. Au cours de notre identification deux systèmes d'identification de réseaux neurones ont été considérés et comparés, un système global d'identification (GIS) et autre système séparé (SIS). Selon l'approche de Bekka et al., (2002), le premier système extrait globalement les caractéristiques de l'unité motrice et du volume conducteur, c'est à dire ces caractéristiques sont extraites simultanément par le même module neuronal. Le second extrait ces caractéristiques séparément à l'aide de quatre modules neuronaux indépendants. Ces caractéristiques ont été estimées à partir du signal de surface PAUM double différentiel. Ainsi, la solution clé est le nombre et le type des paramètres à considérer comme entrées des systèmes d'identification. Le système séparé a été proposé pour surmonter les problèmes d'entraînement dans le système global.

Ces deux systèmes d'identification seront décrits dans la section suivante en utilisant l'approche les réseaux de neurones. Le module d'identification présenté dans la figure 5.1 est substitué par un module de réseaux de neurones. Malheureusement, il n'y a aucune théorie pour rechercher la configuration optimale du réseau. Ainsi toutes les architectures des réseaux de neurones présentées ont été déterminées à partir d'une série d'expériences répétées par le principe "essai et erreur" en prenant les meilleures configurations selon la performance obtenue. La performance des systèmes d'identification a été évaluée par leur capacité de généralisation et leur sensibilité au bruit.

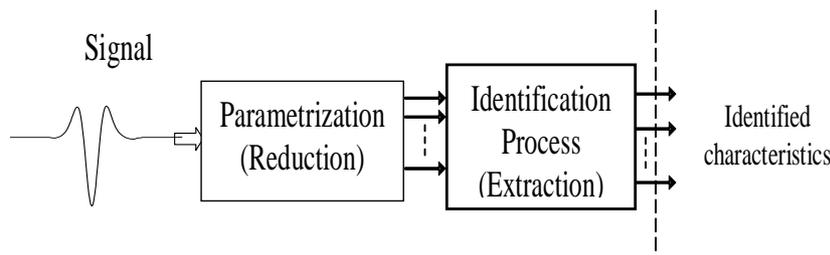


Figure 5.1. Principe du système d'identification.

5.2.1. Système d'identification Global 'GIS'

Une fois que l'ensemble des paramètres est choisi, ce module estime ces caractéristiques en même temps. La figure 5.2 montre le module de réseaux de neurones

du système d'identification global. Les entrées du réseau sont les huit paramètres du signal PAUM double différentiel sélectionnés précédemment par l'approche de la paramétrisation décrite au chapitre 4. L'apprentissage de ce module est lancé après avoir défini l'espace d'apprentissage. Ce dernier comporte 625 paires différentes de paramètres choisis et de leurs combinaisons de caractéristiques correspondantes. Plusieurs configurations ont été examinées jusqu'à ce qu'une performance acceptable soit obtenue.

Pour chaque expérience, dix exécutions d'essais du réseau ont été utilisées. Chaque exécution est lancée avec différents poids d'initialisation aléatoires. Cette diversité de poids nous a permis de surmonter le problème des minimums locaux susceptibles. Plusieurs réseaux de neurones de différentes configurations ont été entraînés pour trouver un réseau de neurone optimal en vue d'une recherche de la meilleure solution. Le nombre d'époques dénote le nombre de fois que l'ensemble des exemples est présenté aléatoirement à l'entrée du module pendant la phase d'apprentissage.

Les réseaux sont entraînés sur une valeur moyenne d'entraînement de 1000. Une configuration de réseau de neurones de (8 : 15 : 15 : 4), i.e., deux couches cachées de quinze neurones chacune, atteint une performance maximale de 1.4×10^{-4} après 2500 époques d'entraînement. La performance du réseau tend à diminuer quand des neurones cachés sont ajoutés. Ce résultat confirme la théorie postulant qu'avoir un trop grand nombre ou trop peu de neurones dans une couche cachée peut avoir un effet négatif sur la performance du réseau (Karayiannis et Venetsanopoulos, 1993).

La figure 5.3 montre les sorties désirées (cibles) et les sorties apprises des caractéristiques de l'unité motrice (la profondeur de l'UM et la largeur de la zone d'innervation) selon les exemples appris. La figure 5.4 montre les sorties désirées et les sorties apprises des caractéristiques du volume conducteur (Épaisseur du tissu adipeux et l'épaisseur de la peau). Pour une raison de clarté, nous avons présenté les 100 et 300 premiers exemples concernant la largeur de la zone d'innervation et l'épaisseur de la peau respectivement.

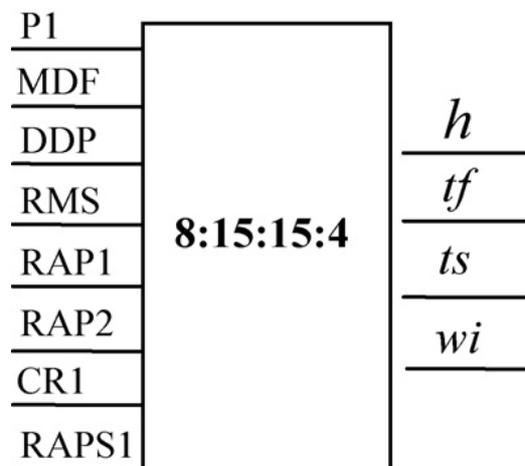
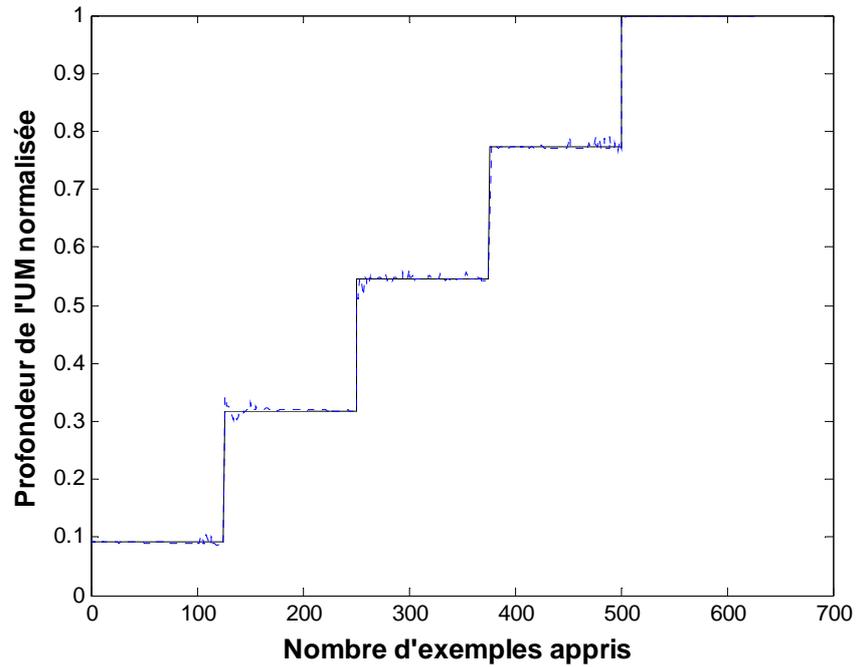
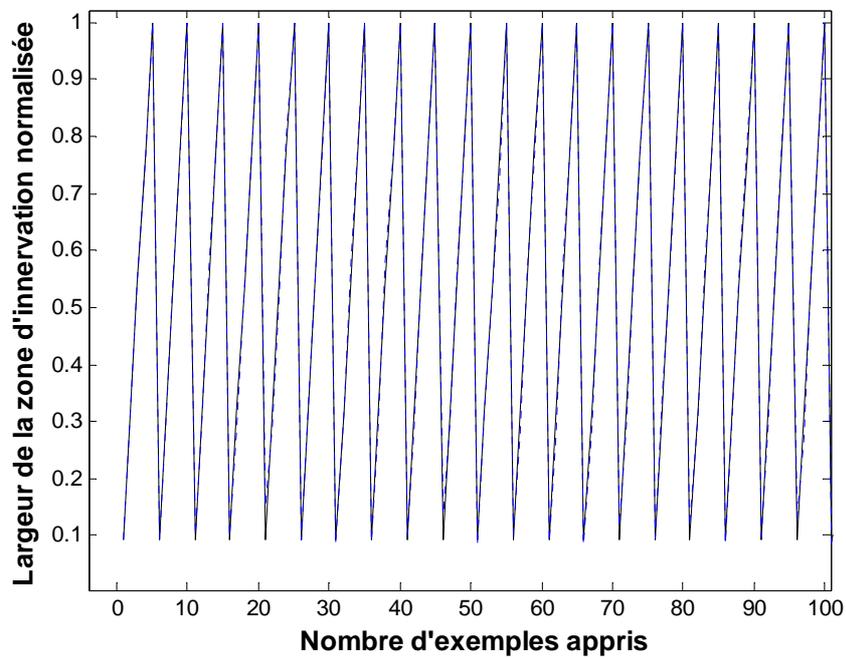


Figure 5.2. Module du réseau de neurones du système d'identification global.

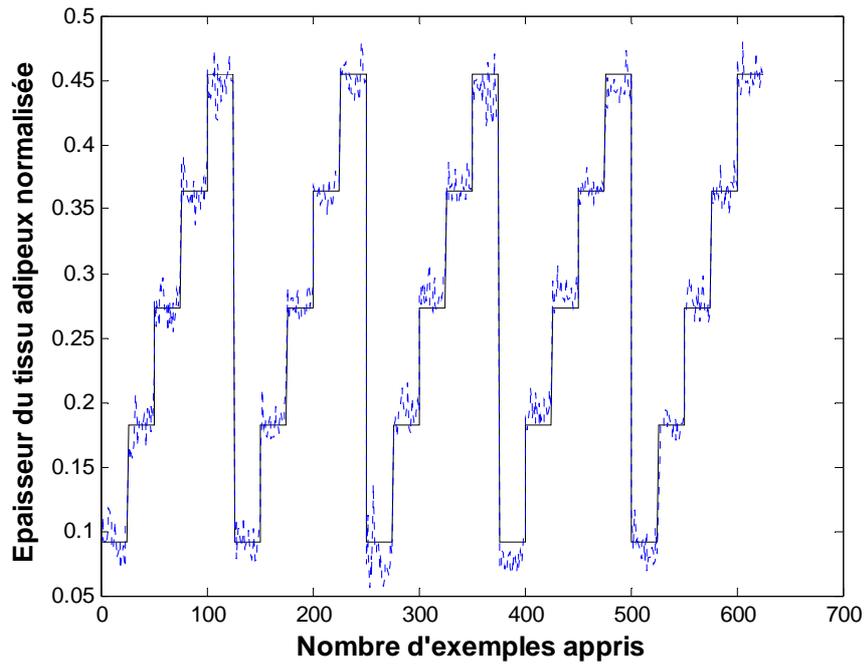


(a)

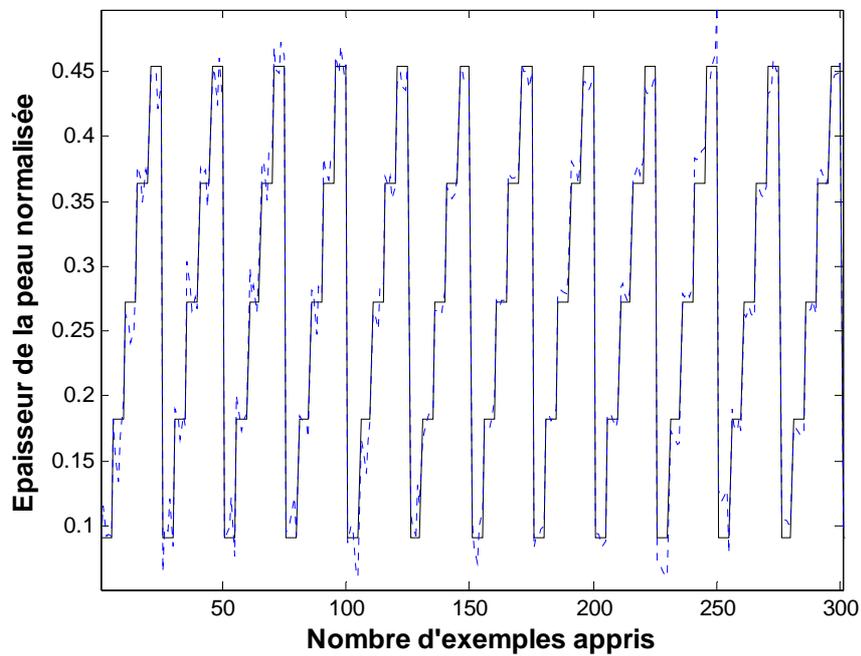


(b)

Figure 5.3. Les cibles (—) et leur sorties apprises correspondantes (---) des caractéristiques de l'unité motrice après le processus d'apprentissage pour l'estimation globale. (a) La profondeur de l'UM 'h'. (b) La largeur de la zone d'innervation 'wi'.



(a)



(b)

Figure 5.4. Les cibles (—) et leur sorties apprises correspondantes (---) des caractéristiques du volume conducteur après le processus d'apprentissage pour l'estimation globale. (a) Epaisseur du tissu adipeux. (b) L'épaisseur de la peau.

Le problème principal de l'entraînement dans le système d'identification global est l'effet de compensation des caractéristiques. En effet pour différentes combinaisons de caractéristiques nous avons la même valeur d'un paramètre donné. En raison de la nature globale de l'identification, chaque caractéristique exige une adaptation particulière des poids du réseau de neurones de sorte qu'elle soit mieux identifiée. Ces adaptations particulières du réseau global ne peuvent pas être exactement satisfaites pour toutes les caractéristiques. Par conséquent toutes les sorties du réseau de neurones ne peuvent pas être estimées avec la même performance. Ces résultats nous ont menés à penser au système d'identification séparé dans lequel chaque caractéristique est identifiée indépendamment des autres afin d'améliorer la performance.

5.2.2. Système d'identification séparé SIS

Nous avons proposé quatre modules d'identification séparés pour estimer indépendamment les caractéristiques mentionnées. Par conséquent tous les poids de chaque réseau d'identification seront adaptés pour une meilleure performance d'une seule caractéristique. Les entrées de chaque module n'ont pas été choisies arbitrairement, mais par suite du principe "essai et erreur", nous avons réduit le nombre d'entrées du réseau de neurones pour chaque module. L'objectif de cette minimisation est de rendre la tâche de l'identification plus facile en trouvant les paramètres parcimonieux. Plusieurs séries d'essais ont été exécutées pour trouver les paramètres parcimonieux pour chaque module d'identification.

La figure 5.5 montre les quatre modules d'identification séparés destinés à identifier les caractéristiques de l'unité motrice et celles du volume conducteur. Chaque configuration a été obtenue après une série d'essais tout en cherchant la valeur minimale de l'erreur.

La profondeur de l'unité motrice ' h ' est identifiée par un module à quatre paramètres d'entrée (P1, MDF, DDP et RMS). Deux couches cachées à huit neurones chacune (4 : 8 : 8 : 1) ont constitué la configuration de ce système d'identification (figure 5.5.a). Après une durée de 5000 époques d'entraînement, le réseau de neurones a atteint une performance de 6.78×10^{-11} . Les cibles et les sorties désirées sont entièrement confondues (figure 5.6.a).

Le module identifiant la largeur de la zone d'innervation ' w_i ' a été entraîné avec la configuration (6 : 15 : 16 : 1), deux couches cachées dont la première contient quinze neurones et la deuxième seize neurones (figure 5.5.b). Six paramètres du signal PAUM simulé (MDF, DDP, RMS, Rap1, Rap2 et CR1) ont représenté les entrées de ce module d'identification. Après 12000 époques d'entraînement une performance de 6.3×10^{-5} a été obtenue. Les cibles et les sorties désirées sont presque entièrement confondues (figure 5.6.b).

Le module du réseau de neurones du système séparé identifiant l'épaisseur du tissu adipeux ' t_f ' est illustré dans la figure 5.5.c) et possédant la configuration donnée par (7 : 14 : 14 : 1), deux couches cachées de quatorze neurones chacune. Les paramètres (MDF, DDP, RMS, Rap1, Rap2 et CR1) ont représenté les entrées de ce module d'identification. La performance obtenue après 12000 époques d'apprentissage est 7×10^{-5} . Les cibles et les sorties désirées sont presque entièrement confondues (figure 5.7.a).

La figure 5.5.d) montre le module identifiant l'épaisseur de la peau ' t_s '. Il possède cinq paramètres entrés MDF, DDP, RMS, Rap1 et CR1, avec une configuration constituée de deux couches cachées, la première possède treize neurones et la deuxième quatorze neurones (5 : 13 : 14 : 1). Une performance de 1.64×10^{-5} est atteinte après une

valeur d'entraînement de 10000 époques. Les cibles et les sorties désirées sont presque entièrement confondues (figure 5.7.b).

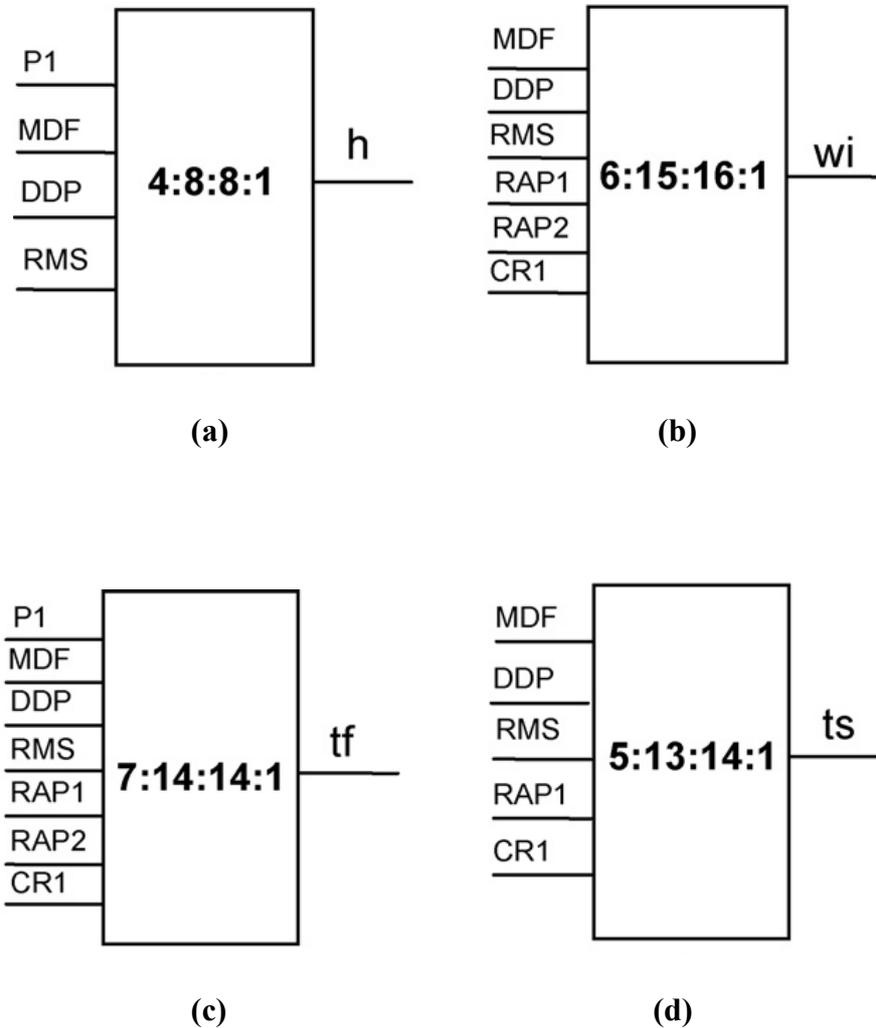
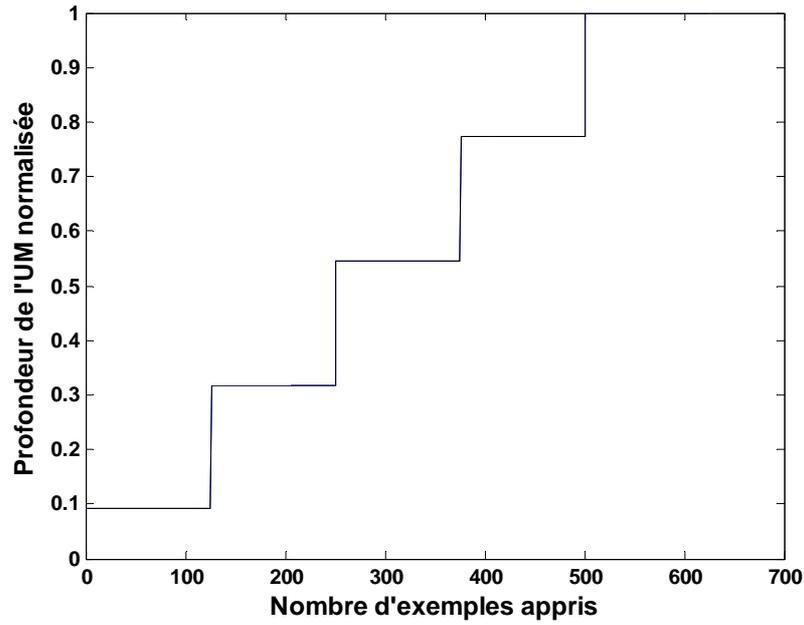
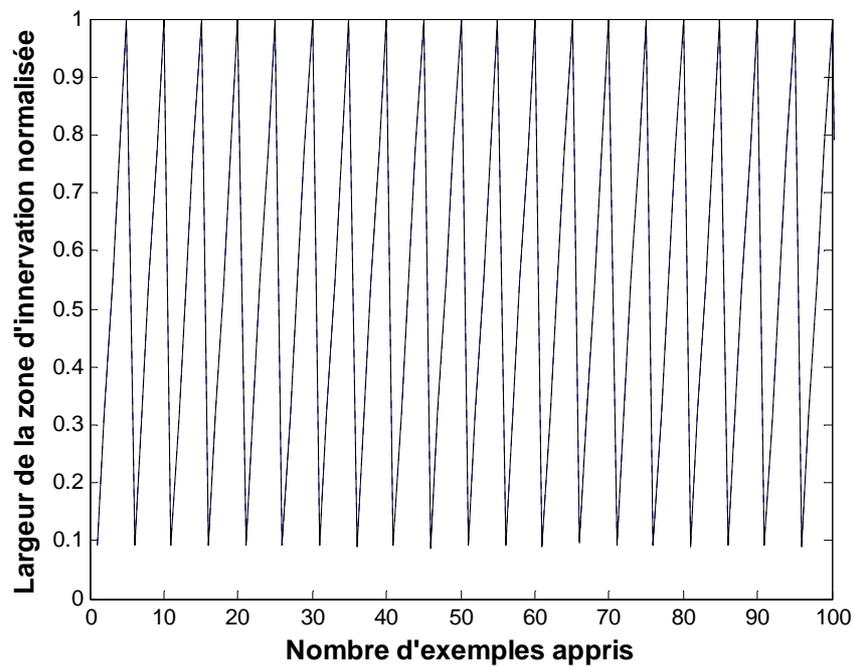


Figure 5.5. Modules de réseaux de neurones de l'identification séparée. (a) Système d'identification de la profondeur de l'UM. (b) Système d'identification de l'épaisseur de la couche du tissu adipeux. (c) Système d'identification de l'épaisseur de la peau. (d) Système d'identification de la largeur de zone d'innervation.

Notons que durant l'évaluation de la profondeur de l'UM, le système d'identification converge très rapidement avec les quatre paramètres d'entrée. Il s'avère que les paramètres MDF, RMS et DDP sont sollicités par tous les modules d'identification. Par conséquent, ils peuvent être considérés comme des paramètres les plus significatifs reflétant la géométrie de l'unité motrice. Il convient de noter que les représentations des réseaux de neurones suggérées dans cette partie de notre travail sont obtenues à partir de différents essais d'entraînement (e.g. différentes conditions initiales et différents ordres initiaux de représentation des données d'entraînement). Cette tâche très onéreuse en temps à abouti à des diverses configurations. Cependant ces représentations ne sont pas uniques. D'autres alternatives de représentations sont possibles pour les deux types de systèmes d'identification.

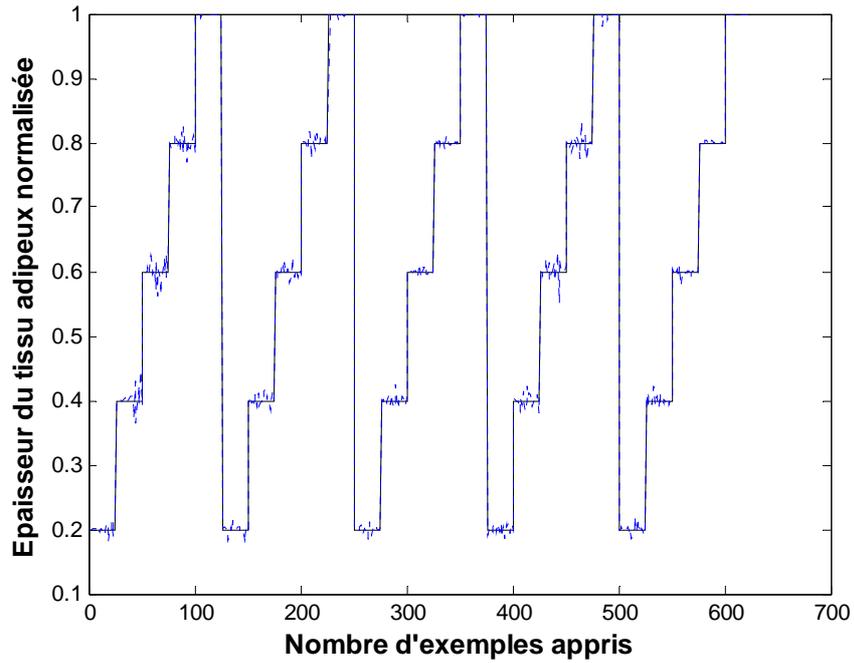


(a)

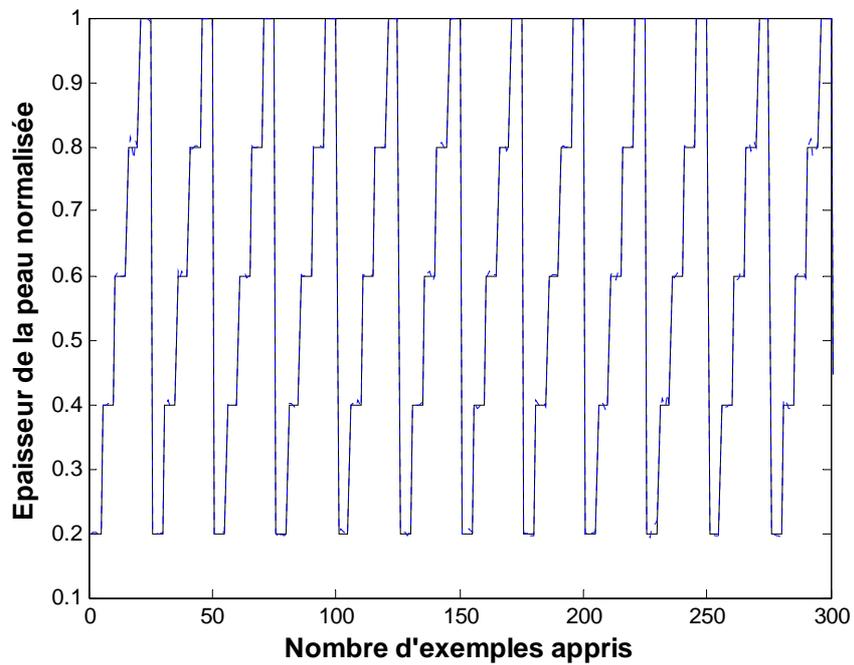


(b)

Figure 5.6. Les cibles (—) et leur sorties apprises correspondantes (---) des caractéristiques de l'unité motrice après le processus d'apprentissage pour l'estimation séparée. (a) La profondeur de l'UM. (b) La largeur de la zone d'innervation.



(a)



(b)

Figure 5.7. Les cibles (—) et leur sorties apprises correspondantes (---) des caractéristiques du volume conducteur après le processus d'apprentissage pour l'estimation séparée. (a) L'épaisseur du tissu adipeux. (b) L'épaisseur de la peau.

5.3. Evaluation des résultats et performance

Afin d'évaluer les performances des systèmes d'identification, deux types de tests ont été proposés dans cette étude. Le premier est d'examiner la capacité de généralisation des réseaux proposés. Ces réseaux devraient fournir des réponses raisonnables aux entrées n'appartenant pas à l'espace d'apprentissage (Karayiannis et Venetsanopoulos, 1993). Le second consiste à tester la performance de la sensibilité au bruit.

En ce qui concerne le premier test, plusieurs exemples non appris ont été simulés et leurs valeurs identifiées sont obtenues par les deux types de systèmes (GIS et SIS). Le tableau 5.1 reporte des exemples non appris des caractéristiques de l'unité motrice et du volume conducteur ainsi que leurs valeurs identifiées par les systèmes global et séparé. Des erreurs relatives moyennes de ces caractéristiques estimées données dans le tableau 5.1 sont récapitulées dans le tableau 5.2.

Pour tester la performance de la sensibilité au bruit des systèmes d'identification, un signal PAUM simulé avec les caractéristiques (h, t_f, t_s, w_i) égales à $(3.5 \text{ mm}, 3 \text{ mm}, 3 \text{ mm}, 8.5 \text{ mm})$ est considéré comme un signal original et est corrompu avec le bruit gaussien additif pour différentes valeurs du rapport de signal sur bruit (SNR). Les valeurs du rapport signal sur bruit (SNR) variant de 10 dB à 40 dB avec un pas de 10 dB. Les signaux PAUM reconstruits (les signaux simulés avec les caractéristiques identifiées) par les systèmes de GIS et SIS sont présentés dans la figure 5.8.a et la figure 5.8.b respectivement. Il est clair qu'à partir de la figure 5.8.b que le PAUM simulé avec les paramètres fixes du modèle (signal original) est bien ajusté avec ceux reconstruits avec les caractéristiques séparément identifiées quand le (SNR) prend les valeurs : 40 dB, 30 dB et 20 dB. Cependant lorsque le (SNR) prend la valeur 10 dB, il n'y a aucun ajustement entre le signal original et le signal reconstruit.

On peut observer d'après la figure 5.8.a que l'estimation globale est très affectée quand le rapport (SNR) prend les valeurs 10 et 20 dB. Dans ces cas, il n'y a aucun ajustement entre le signal original et ceux reconstruits avec les caractéristiques identifiées.

Pour mettre en évidence les déductions précédentes, nous avons calculé le coefficient de corrélation entre le signal original et les signaux simulés avec les caractéristiques identifiées et ce pour les deux systèmes d'identification. L'allure des courbes obtenues en figure 5.9 affirme que la performance de la sensibilité au bruit du système d'identification séparé est meilleure que celle du système d'identification global.

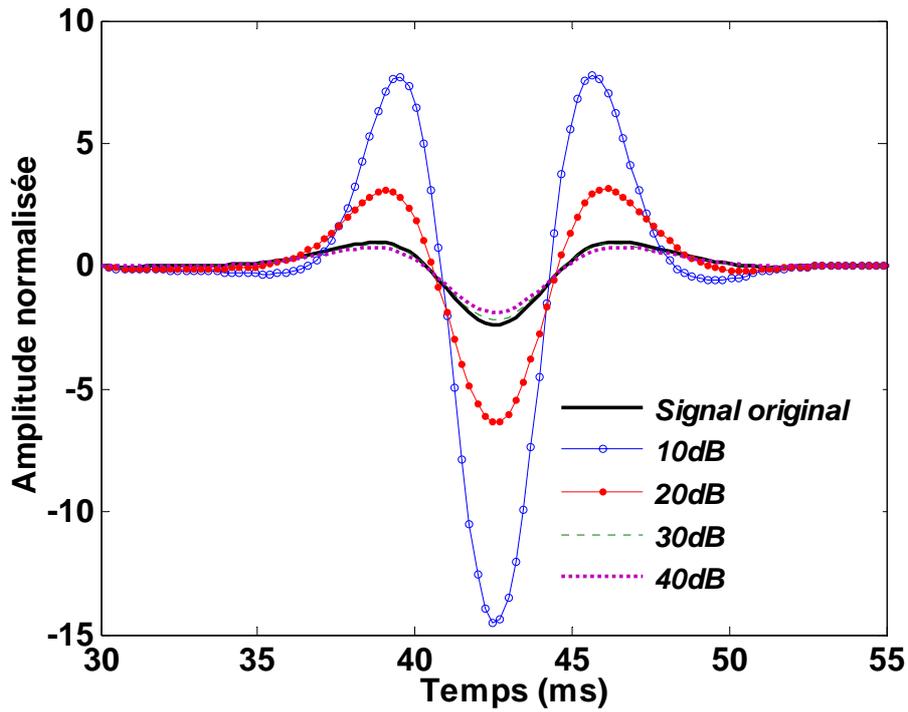
Afin de montrer la crédibilité des systèmes GIS et de SIS, un nouvel essai est introduit dans ce travail. Au lieu d'identifier les caractéristiques avec des exemples non-appris et en fixant le reste des paramètres du modèle comme c'est le cas dans le test de généralisation, l'évaluation de la performance est accomplie en changeant un ou plusieurs paramètres du modèle. Dans notre étude, nous avons testé les deux systèmes d'identification concernant la variation de la forme, de la taille des électrodes ainsi que l'angle d'inclinaison du système de détection. Dans toutes les opérations de test, nous avons utilisé le signal modélisé avec la combinaison des caractéristiques (h, t_f, t_s, w_i) égale à $(3.5 \text{ mm}, 3 \text{ mm}, 3 \text{ mm}, 8.5 \text{ mm})$.

Caractéristiques musculaires (mm)				Caractéristiques musculaires identifiées globalement (mm)				Caractéristiques musculaires identifiées séparément (mm)			
h	t_f	t_s	w_i	h_g	t_{fg}	t_{sg}	w_{ig}	h_s	t_{fs}	t_{ss}	w_{is}
1	3	3	5.5	1.00	2.90	3.27	5.95	1	3	3.18	5.46
1	4.5	3.25	8.5	0.49	5.23	3.14	9.33	1	4.95	2.91	9.15
3.7	2.2	2.2	4.3	3.47	2.75	2.24	4.98	3.5	2.50	2.07	4.45
3.5	4.2	5	11	3.48	4.15	4.74	11	3.5	4.26	5	10.99
4.0	2.5	3.5	4	3.48	3.65	3.16	5.80	3.5	3.55	3.19	5.36
4.0	2.5	2.5	4	3.48	3.60	2.23	5.60	3.5	3.52	2.10	5.44
5	2.5	3.5	10	5.98	1.15	3.79	9.21	6	1.18	3.71	10.24
5	4.5	4.5	10	6.00	2.49	5.26	7.87	6	2.15	5	10.03
6.2	3.2	3.1	6.8	5.99	3.68	3.01	7.42	6	3.63	3.07	6.74
6.5	1.5	2.5	5.5	5.96	2.13	2.28	7.13	6	2.11	2.44	7.13
7.4	3.5	3.5	7.4	6.04	5.64	3.18	9.56	8.5	3.30	3.18	7.79
7.0	2.5	3.5	9	6.16	4.16	3.27	10.08	6	2.04	3.36	8.72
8.0	1.5	1.5	7	8.45	0.70	1.54	5.53	7.88	1.09	1.43	7.74
8.0	1.5	4.5	7	8.50	1.03	4.27	5.17	8.49	1.26	4.24	6.97
9.0	1.5	1.5	4	8.26	2.98	1.39	7.20	8.5	1.48	1.64	6.66
9.0	1.5	4.5	10	8.49	2.40	3.85	11	8.5	1.57	4.12	10.99

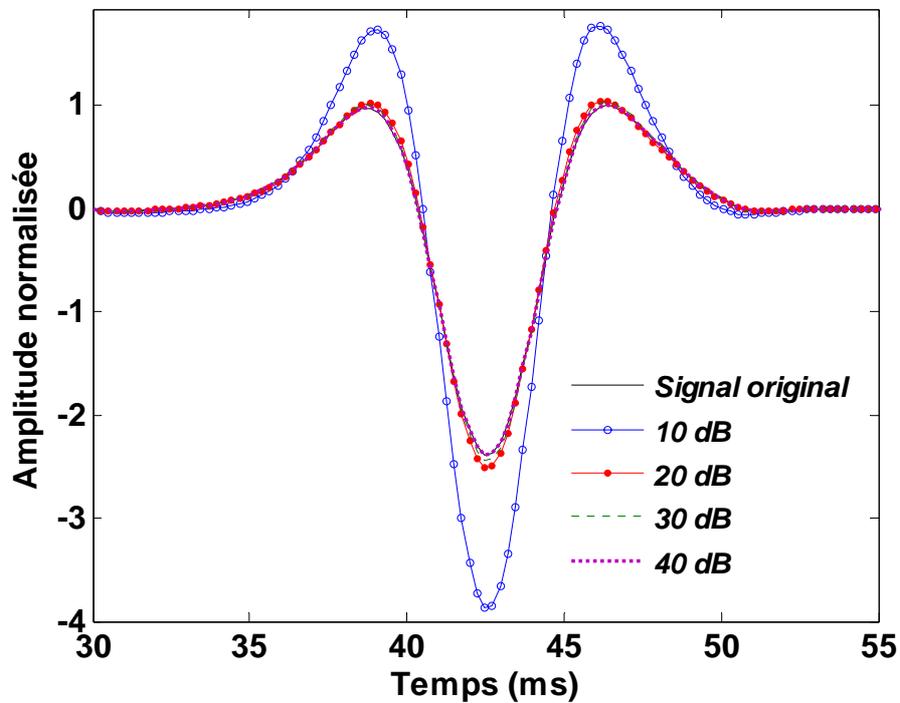
Tableau 5.1 : Estimations des caractéristiques par les systèmes GIS et SIS.

	h	t_f	t_s	w_i
GIS	11.98%	41.51%	7.57%	22.83%
SIS	8.074%	21.30%	6.70%	13.22%

Tableau 5.2 : Erreur relative moyenne entre les caractéristiques estimées et les valeurs réelles des caractéristiques.



(a)



(b)

Figure 5.8. Les signaux PAUM reconstruits à partir du signal original corrompu par un bruit gaussien additif avec différentes valeurs de SNR (les signaux sont normalisés par rapport à la valeur du peak du signal original). (a) PAUMs reconstruits par le système global. (b) PAUMs reconstruit par le système séparé.

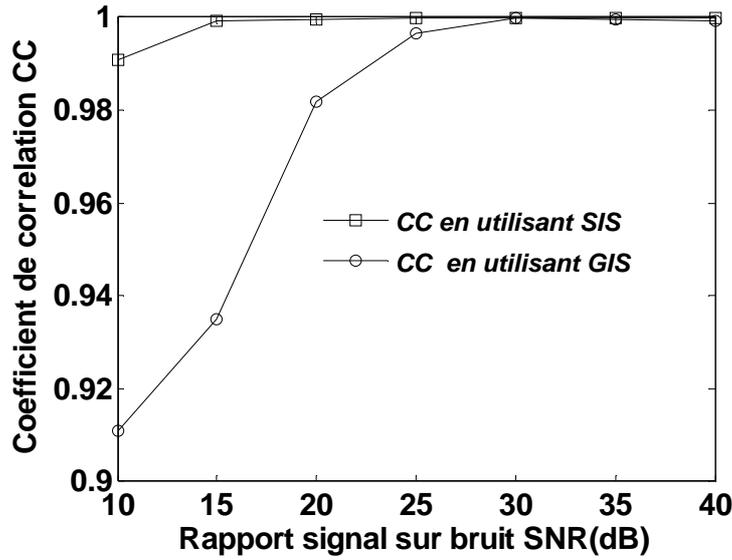


Figure 5.9. Courbes du coefficient de corrélation CC entre le signal original et le PAUMs reconstruits par les systèmes GIS et SIS.

5.3.1. Variation du rayon de l'électrode

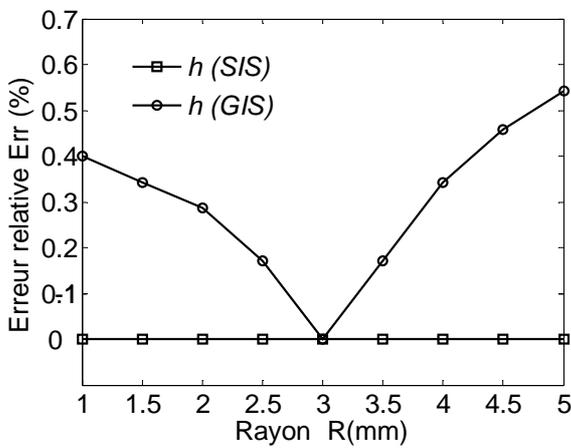
Nous avons simulé différents signaux avec différentes valeurs du rayon R de l'électrode de détection. Le module du réseau de neurones pour les deux systèmes a entraîné les exemples avec une valeur fixe du rayon des électrodes de 1 mm . Le tableau 5.3 récapitule la sensibilité des systèmes GIS et SIS quand le rayon R prend des valeurs variant de 1 à 5 mm avec un pas de 0.5 mm .

R	Caractéristiques identifiées globalement (GIS)				Caractéristiques identifiées séparément(SIS)			
	h (mm)	t_f (mm)	t_s (mm)	w_i (mm)	h (mm)	t_f (mm)	t_s (mm)	w_i (mm)
1	3.48	3.11	2.98	8.40	3.50	2.96	3.00	08.48
1.5	3.48	3.16	2.94	8.41	3.50	3.02	2.97	08.72
2	3.49	3.24	2.88	8.41	3.50	3.12	2.90	09.08
2.5	3.49	3.33	2.85	8.45	3.50	3.23	2.84	09.87
3	3.50	3.44	2.80	8.50	3.50	3.28	2.79	10.07
3.5	3.50	3.55	2.77	8.64	3.50	3.34	2.79	10.83
4	3.51	3.66	2.71	8.89	3.50	3.43	2.74	10.99
4.5	3.51	3.82	2.70	9.37	3.50	3.56	2.64	10.99
5	3.51	3.98	2.59	10.3	3.50	3.76	2.57	11.00

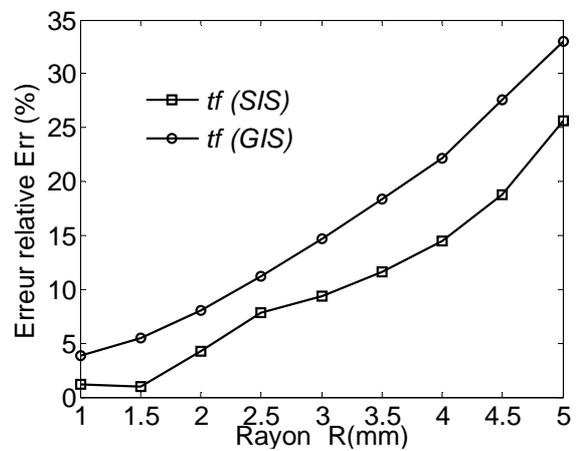
Tableau 5.3. L'identification globale et séparée des caractéristiques quand le rayon R varie de 1 à 5 mm avec un pas de 0.5 mm , le signal est simulé avec la combinaison de caractéristiques (h, t_f, t_s, w_i) égale à ($3.5\text{ mm}, 3\text{ mm}, 3\text{ mm}, 8.5\text{ mm}$).

La figure 5.10 reporte l'erreur relative Err des caractéristiques identifiées en fonction du rayon de l'électrode. Quand le rayon de l'électrode augmente, le système SIS fournit généralement une meilleure performance que le système GIS. En outre, l'erreur relative Err de la profondeur identifiée ' h ' de l'unité motrice est nulle pour le système SIS et demeure inférieure à 0.6 % pour le système GIS (figure 5.10.a).

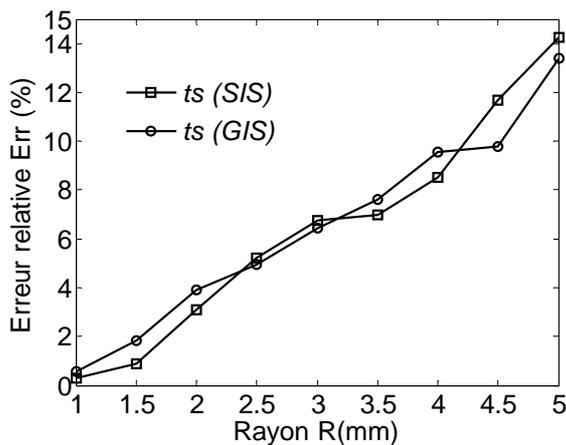
Les figures 5.10.b et 5.10.c montrent que l'identification séparée des épaisseurs des couches du tissu adipeux et de la peau est relativement plus précise. Cependant dans la figure 5.10.d, nous notons que les résultats donnés par le système GIS sont meilleurs concernant l'identification de largeur de la zone d'innervation. Nous avons également noté qu'une augmentation du rayon de l'électrode mène à une diminution de la performance de l'identification.



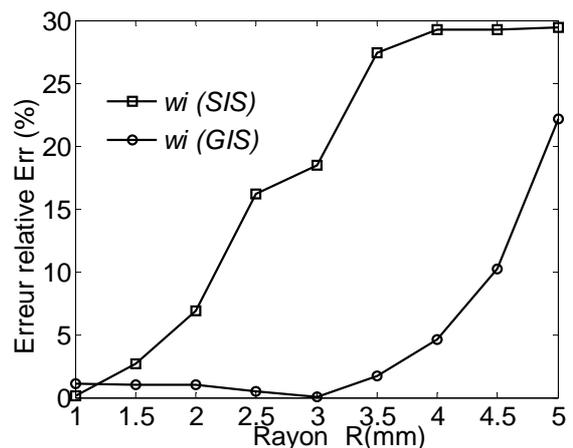
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 5.10. Erreur relative des caractéristiques identifiées en fonction du rayon de l'électrode pour les systèmes GIS et SIS. (a) La profondeur de l'UM. (b) Epaisseur du tissu adipeux. (c) Epaisseur de la peau. (d) La largeur de la zone d'innervation.

5.3.2. Variation de la dimension des électrodes rectangulaires

Les réseaux de neurones des deux systèmes d'identification décrits précédemment ont été entraînés avec les électrodes circulaires dont la valeur du rayon est constante. Au cours de ce test, nous avons mis en évidence l'effet de la variation de la taille des électrodes rectangulaires sur la performance des systèmes.

La figure 5.11 illustre l'erreur relative Err des caractéristiques identifiées par les systèmes GIS et SIS en fonction des tailles de l'électrode dans les deux directions spatiales transversale (θ) et longitudinale (z).

L'identification séparée de la profondeur ' h ' de l'UM est indépendante des dimensions de l'électrode et l'erreur relative évaluée exprime l'exactitude de la qualité de l'identification (figure 5.11.a). Néanmoins, le système global fournit cette estimation avec une erreur inférieure à 0.5 %.

Pour l'estimation de l'épaisseur du tissu adipeux ' t_f ' (figure 5.11.b), nous observons que la performance des systèmes GIS et SIS diminue quand les dimensions des électrodes en barre augmentent et elles affectent cette performance de manière similaire. Néanmoins une meilleure performance est obtenue quand un système SIS est utilisé.

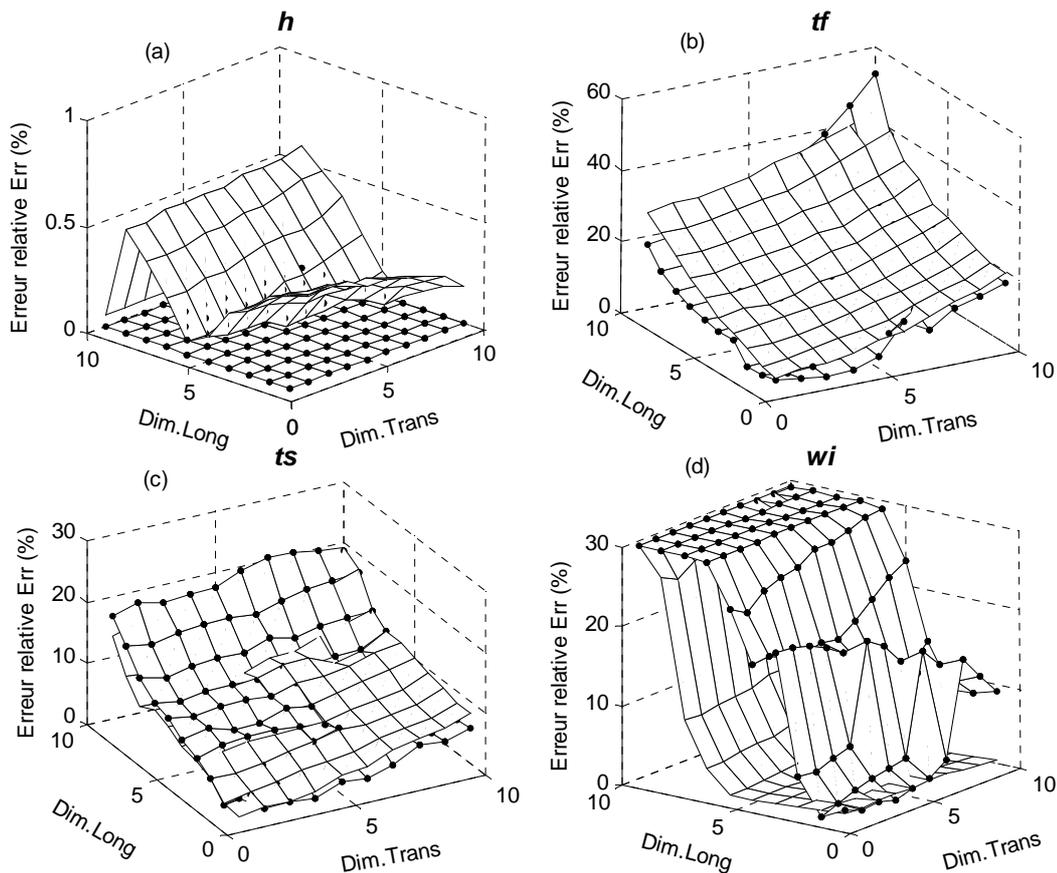


Figure 5.11. Estimations de l'erreur relative des caractéristiques identifiées obtenues en fonction des dimensions des électrodes barre (— GIS), (—●— SIS).

L'erreur relative Err calculée dans le cas de l'estimation de l'épaisseur de la de la peau ' t_s ' dépend de la variation des dimensions longitudinales (selon la direction z) et transversales (selon θ) des électrodes rectangulaires. D'après la figure 5.11.c, les électrodes barre longitudinales donnent une performance améliorée dans le cas de l'identification globale. D'autre part, la performance de l'identification séparée est meilleure quand les électrodes barre transversales sont utilisées. La figure 5.11.d montre que la performance du système d'identification global tend à diminuer quand la dimension longitudinale augmente, c'est à dire que cette identification n'est pas affectée par la variation de la dimension transversale et donne de meilleurs résultats quand la dimension longitudinal des électrodes est inférieure à 5 mm (Err est égale à zéro %). Il convient de noter que l'identification globale de la largeur de la zone d'innervation ' w_i ' fournit des résultats plus efficaces que ceux de l'identification séparée.

5.3.3. Variation de l'angle d'inclinaison du système de détection

Pour étudier l'effet de la variation de l'angle d'inclinaison du système de détection LDD sur l'estimation des caractéristiques, plusieurs PAUMs ont été simulés avec différentes valeurs d'angles d'inclinaison. Les figures 5.12.a et 5.12.b montrent l'erreur relative des caractéristiques identifiées obtenues par les systèmes GIS et SIS respectivement en fonction de l'angle d'inclinaison α .

L'examen des courbes obtenues indique que les deux systèmes fournissent une erreur Err négligeable quand la profondeur de l'unité motrice est estimée (0 % pour l'estimation donnée par le système séparé et une estimation inférieure à 1 % donnée par le système global). Les autres caractéristiques sont mieux identifiées par le système global. Nous notons que les deux systèmes donnent des résultats raisonnables quand l'angle d'inclinaison demeure inférieur à 5 degrés.

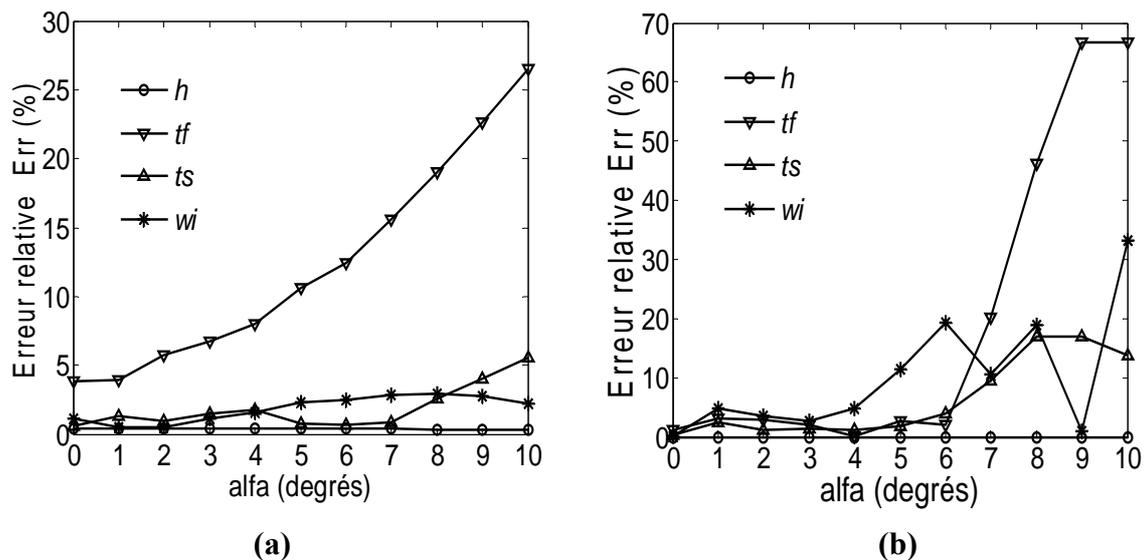


Figure 5.12. Estimation de l'erreur relative Err des caractéristiques identifiées obtenues en fonction de l'angle d'inclinaison. (a) Estimations données par le système global (GIS). (b) Estimations données par le système séparé (SIS).

5.4. Conclusion

A partir de la méthode de paramétrisation du PAUM simulé présenté dans le chapitre précédent, nous avons expliqué dans le présent chapitre le principe de l'identification des caractéristiques musculaires que nous avons considérées. Notre identification a deux aspects : l'aspect singulier et l'aspect global d'où l'utilisation de deux systèmes d'identification 'SIS' et 'GIS'.

La performance des deux systèmes d'identification a été testée en utilisant trois types de tests, le test de généralisation, le test bruit et le test de variation des paramètres du système de détection.

Le premier test a montré que les valeurs identifiées par le système séparé sont plus précises que celles identifiées par le système global.

Le test des systèmes neuronaux global et séparé avec le bruit gaussien additif a montré que le procédé d'identification s'accomplit bien quand le rapport signal sur bruit est supérieur à 10 dB dans le cas de l'estimation séparée et supérieur à 20 dB dans le cas de l'estimation globale. La performance d'identification a été également illustrée en calculant le coefficient de corrélation entre le signal original et les signaux PAUMs reconstruits.

Le dernier test a montré les limites des systèmes utilisés lorsque les paramètres du modèle fixes durant le processus d'entraînement ont été changés. L'étude de l'effet du rayon de l'électrode sur les systèmes d'identification a révélé que pour toutes les caractéristiques, excepté la profondeur de l'UM, la performance des deux systèmes diminue quand le rayon de l'électrode augmente. L'identification de la profondeur de l'UM en utilisant le système séparé est très précise, l'erreur étant nulle quelque soit la variation du rayon de l'électrode. Quand le système global est utilisé, l'identification demeure très acceptable car l'erreur relative est inférieure à 0.6%. Généralement, la performance pour les deux systèmes GIS et SIS est très altérée quand les électrodes longitudinales sont utilisées. Il s'avère que cette altération est plus importante lorsque les dimensions longitudinales sont plus grandes que 5 mm. Pour ce qui concerne le test de variation de l'angle d'inclinaison, les deux systèmes fournissent une estimation acceptable des caractéristiques quand le système de détection est dévié de moins de 5 degrés.

La méthode de sélection des paramètres optimaux, présentée dans ce travail, simplifie partiellement le problème d'identification tout en évitant l'utilisation de plusieurs paramètres ne portant aucune information supplémentaire.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'objectif de cette thèse porte sur deux volets fondamentaux. Le premier volet est la modélisation du potentiel d'action de l'unité motrice. Au début de notre phase de recherche en 2002, nous nous sommes intéressés à l'étude des différents modèles publiés pour simuler le PAUM. Ces modèles considèrent le volume conducteur planaire monocouche ou multicouche [Roeleveld et al., 1997c], [Dimitrov and Dimitrova, 1998], [Duchene and Hogrel, 2000], [Farina and Merletti, 2001c]. Nous avons utilisé les différentes techniques du filtrage spatial pour simuler le PAUM et nous avons mis en évidence la limitation de certains de ces modèles. En 2004, un groupe de chercheurs Italien a proposé un modèle analytique plus général et plus complet que ceux proposés auparavant [Farina et al., 2004a]. Ce modèle se base sur le volume conducteur cylindrique multicouche. En effet, ce volume conducteur cylindrique est constitué de différentes couches : la peau, le tissu adipeux, le muscle et l'os. Les auteurs se sont intéressés à la modélisation du potentiel d'action d'une fibre musculaire situé à une profondeur dans le volume conducteur. A partir de ce récent modèle nous avons simulé notre potentiel d'action d'une unité motrice constituée par un ensemble de fibres. La technique de détection considérée est la détection différentielle double.

Le second volet est la paramétrisation du signal PAUM modélisé dans le but d'une identification de deux caractéristiques du volume conducteur (épaisseur de la peau et celle du tissu adipeux) et de deux caractéristiques de l'unité motrice (la profondeur de l'UM et largeur de sa zone d'innervation). La recherche des paramètres du signal modélisé porteurs d'information est une phase d'une grande importance afin de trouver un système d'identification crédible. La difficulté réside dans le fait que des dizaines de paramètres peuvent être suggérés : des paramètres statistiques, d'amplitude, de longueur, des paramètres temporeux et des paramètres spectraux. Lesquels parmi ces paramètres sont porteurs d'information liée à l'identification des caractéristiques choisies.

Dans tous les travaux de recherche concernant la paramétrisation du PAUM que nous avons cités auparavant, les paramètres utilisés au cours de l'identification ont été exploités sans aucun critère de sélection. A notre connaissance, nous sommes les premiers à avoir suggérer une approche de paramétrisation qui se base sur les critères de la similarité et de l'homogénéité pour choisir les paramètres les plus adéquats pour améliorer la performance des systèmes d'identification.

Le système d'identification séparé proposé révèle une nouvelle approche d'identification si les paramètres sont bien discriminants. En effet, nous avons réussi à identifier la profondeur de l'unité motrice avec une erreur relative de 0%. Ce résultat justifie aussi bien la crédibilité des méthodes de choix des paramètres que le type de système d'identification. Dans notre de travail, nous avons focalisé notre étude sur l'extraction de deux caractéristiques de l'UM et de deux caractéristiques de conducteur de volume. L'extraction de ces caractéristiques à partir des paramètres du signal PAUM n'est pas une tâche facile. En effet, nous étions confrontés aux problèmes de compensation et de multi-solutions. Par conséquent, l'identification ne peut être accomplie par un paramètre unique, ceci ne signifie pas que plusieurs paramètres peuvent résoudre le problème. Donc, la recherche des paramètres optimaux qui ajustera au mieux la sortie du modèle revient à chercher un compromis entre la nature des paramètres et leur nombre. Ainsi, l'étude du

comportement des paramètres est une phase inévitable pour choisir les paramètres appropriés.

Notre étude prouve que l'utilisation de l'approche neuronale est une alternative efficace pour révéler la relation entre les caractéristiques de l'UM et du volume conducteur et les paramètres du PAUM. La sélection des paramètres optimaux a été réalisée en deux étapes. La première étape consiste à l'élimination des paramètres non sensibles obtenant ainsi un ensemble restreint de paramètres sensibles. Durant la deuxième étape, nous avons choisi le paramètre le plus représentatif parmi ceux qui appartiennent à la série résultante précédemment des paramètres sensibles mais qui sont encore redondants. La sélection du paramètre représentatif, pendant cette seconde étape, a été basée sur le critère de similarité et de l'homogénéité. Le critère de similarité nous a permis de surmonter le problème de redondance en proposant une procédure qui classe les paramètres selon leur degré de similarité indiqué par le coefficient de corrélation. Le critère de l'homogénéité nous a permis de choisir le paramètre représentatif parmi l'ensemble des paramètres redondants.

La procédure de sélection des paramètres basée sur les critères cités précédemment, est une contribution utilisée pour choisir les paramètres les plus appropriés du signal simulé parmi un grand nombre de paramètres disponibles. Par conséquent, les réseaux de neurones entraînés avec les paramètres choisis après la phase de sélection, ont fourni des résultats raisonnables. Pour éviter le problème de compensation accompagnant l'entraînement du système GIS, nous avons pensé à l'extraction des caractéristiques séparément, donc le système SIS a été proposé. Généralement nous considérons que le système SIS est plus précis que le système GIS. Ce résultat a été prévu et a été confirmé par le test de généralisation. Mais il reste à améliorer le système SIS en recherchant d'autres paramètres appropriés pour identifier le reste des caractéristiques, comme il a été effectué pour la profondeur de l'UM où l'erreur était nulle.

Et finalement, nous pouvons dire que ce travail est une extension importante d'une contribution précédente (Bekka et al., 2002). Les chercheurs ont présenté un nouveau système automatique pour l'identification et l'extraction des PAUMs des signaux SEMG enregistrés avec le système d'électrode multicanaux pour l'analyse des propriétés des unités motrices identifiées.

Les perspectives les plus importantes sont de tester la sensibilité et la crédibilité des systèmes d'identification étudiés en utilisant des signaux réels sains ou pathologiques à partir d'une base de données suffisamment riche et variée. Il est également intéressant d'identifier d'autres caractéristiques aussi bien celle de l'unité motrice ou du volume conducteur comme le nombre de fibre, la taille de l'unité motrice et l'anisotropie du muscle. Notre méthode de paramétrisation est adaptée au cas d'un signal double différentiel. L'étude présentée dans cette thèse pourrait fournir d'autres résultats si d'autres types de systèmes de détection sont considérés. En effet, certains chercheurs ont prouvé que le système de détection basé sur des électrodes en anneaux concentriques est le meilleur filtre car il est plus sélectif [Farina and Cescon, 2001d], [Farina et al., 2003a], [Farina et al., 2004c].

Bibliographie

Bibliographie

Arendt-Nielsen L, Zwarts M. 'Measurement of muscle fiber conduction velocity in humans: techniques and applications'. *J Clin Neurophysiol* 1989; 6: 173-190.

Basmajian JV, De Luca CJ. 'Muscle alive'. 5th ed. Williams and Wilkins; 1985.

Baillargeon G. 'Probabilités statistique et techniques de régression'. Les éditions SMG; 1989.

Bosquet L. 'L'entraînement par électrostimulation', *Science et motricité*, n° 29-30, pp.12-21, 1996.

Bekka RE, Boudaoud S, Chicouche D. 'The use of a neural network system in the identification of motor unit characteristics from surface detected action potentials: a simulation study'. *J Neurosci Methods* 2002;116:89-98.

Dreyfus G, Martinez J.M, Samuelides M, Gordon M.B, Bodran F, thiria S, Hérault L. 'Réseaux de neurones méthodologie et application'. Edition 2002.

Borger E, Sona D, 'A neural abstract machine'. *J Universal Computer Science* 2001;7(11) : 1006-1023.

Duchateau J. 'Principe de base de l'électrostimulation musculaire et recrutement des différents types d'unités motrices', *Science et motricité*, pp. 18-24. France, 1992.

Disselhorst-Klug C, Silny J, Rau G. 'Estimation of the relationship between the non-invasively detected activity of single motor units and their characteristic pathological changes by modelling'. *J Electromyogr Kinesiol* 1998;8:323-35.

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* 1997;44(7):567-74.

Disselhorst-Klug C, Rau G, Schmeer A, Silny J. 'Non-invasive detection of the single motor unit action potential by averaging the spatial distribution triggered on a spatially filtered motor unit action potential'. *J Electromyogr Kinesiol* 1999;9:67-72.

De Luca CJ , Adam A. 'Decomposition and analysis of intramuscular electromyographic signals'. In: *Modern Techniques in Neuroscience Research*, edited by Windhorst U and Johansson H. Heidelberg: Springer, 1999; p. 757-76.

De Luca CJ. 'Physiology and mathematics of myoelectric signals'. *IEEE Trans Biomed Eng* 1979;26(6):313-25.

De Luca CJ, Merletti R.. 'Surface myoelectric signal cross-talk among muscles of the leg'. *Electroenceph Clin Neurophysiol* 1988;69:568-75.

De Luca CJ. 'Surface electromyography: Detection and recording'. *DELSYS Incorporated 2002*.

Dimitrov GV, Dimitrova NA. 'Precise and fast calculation of the motor unit potentials detected by a point and rectangular plate electrode'. *Med Eng Phys 1998; 20: 374–81*.

Dimitrov GV, Disselhorst-Klug C, Dimitrova NA, Schulte E, Rau G. 'Simulation analysis of the ability of different types of multi-electrodes to increase selectivity of detection and to reduce crosstalk'. *J Electromyogr Kinesiol 2003;13:125-138*.

Dimitrova NA, Dimitrov AG, Dimitrov GV. 'Calculation of extracellular potentials produced by an inclined muscle fibre at a rectangle plate electrode'. *J Electromyogr Kinesiol 1999a; 583-88*.

Dimitrova NA, Dimitrov GV, Chihman VN. 'Effect of electrode dimensions on motor unit potentials'. *Med Eng Phys 1999b; 21:479-85*.

Duchene J, Goubel F. 'Surface electromyogram during voluntary contraction: processing tools and relation to physiological events'. *CRC Crit Rev Biomed Eng 1993;21:313-97*.

Duchene J, Hogrel JY. 'A model of EMG generation'. *IEEE Trans Biomed Eng 2000;47:192–201*.

Englehart K, Hudgins B. 'A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control'. *IEEE Trans Biomed Eng 2003;50(7):848–54*.

Farina D, Rainoldi A. 'Compensation of the effect of sub-cutaneous tissue layers on surface EMG: a simulation study'. *Medical Eng and Physics 1999;21:487-96*.

Farina D, Merletti R. 'Comparaison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions'. *J Electromyogr Kinesiol 2000;10:337–50*.

Farina D, Fortunato E, Merletti R. 'Effect of electrode shape on spectral features of surface detected motor unit action potentials'. *Acta Physiol Phamacol Bulg 2001a;21:487–96*.

Farina D, Merletti R, Nazzaro M, Caruso I. 'Effect of joint angle on EMG variables in leg and thigh muscles'. *IEEE Eng Med Biol Mag 2001b;20:62–71*.

Farina D, Merletti R. 'A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes'. *IEEE Trans Biomed Eng 2001c;48:637–46*.

Farina D, Cescon C. 'Concentric-Ring Electrode Systems for noninvasive Detection of single Motor Unit activity'. *IEEE Trans Biomed Eng 2001d;48(11):1326–34*.

Farina D, Cescon C, Merletti R. 'Influence of anatomical, physical, and detection system parameters on surface EMG'. *Biol Cybern 2002;86:445–56*.

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 2003a;50(3):354-64*.

- Farina D, Gazzoni M, Merletti R. 'Assessment of low back muscle fatigue by surface EMG signal analysis : methodological aspects'. *J Electromyogr Kinesiol* 2003b;13:319–32.
- Farina D, Mesin L, Martina S, Merletti R. 'A surface EMG generation model with multilayer cylindrical description of the volume conductor'. *IEEE Trans Biomed Eng* 2004a;53(3):415–26.
- Farina D, Merletti R, Enoka RM. 'The extraction of neural strategies from the surface EMG'. *J Appl Physiol* 2004b;96:1486–95.
- Farina D, Mesin L, Martina S, Merletti R. 'Comparison of spatial filter selectivity in surface myoelectric signal detection : influence of the volume conductor model'. *Med Biol Eng Comput* 2004c;42:114–20.
- Feldkamp LA, Puskorius GV, Haykins S, Kosko B. 'A signal processing framework based on dynamic neural networks with application to problems in adaptation, filtering and classification'. *Proc IEEE* 1998;86(11):2259–77.
- Gydikov A, Gerilovsky L, Radicheva N, Trayanova N. 'Influence of the muscle fiber end geometry on the extracellular potentials'. *Biol Cybern* 1986;54:1–8.
- Gootzen TH, Stegeman DF, Van Oosterom A. 'Finite limb dimensions and finite muscle length in a model for the generation of electromyographic signals'. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 1991;81: 152–62.
- 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* 1982;53:388-404.
- Griep P, Boon K, Stegeman D. 'A study of the motor unit action potential by means of computer simulation'. *Biol Cybern* 1978;30: 221-230.
- Helal JN, Bouissou P. 'The spatial integration effect of surface electrode detecting myoelectric signal'. *IEEE Trans Biomed Eng* 1992;39:1161–7.
- Holtermann A, Roeleveld K, Karlsson JS. 'Inhomogeneities in muscle activation reveal motor unit recruitment'. *J Electromyogr Kinesiol* 2005;15:131–7.
- Hudgins B, Parker PA, Scott RN. 'Control of artificial limbs using myoelectric pattern recognition'. *Med Life Sci Eng* 1994;13:21–38.
- Hogrel JV. 'Clinical applications of surface electromyography in neuromuscular disorders'. *Clin Neurophysiol* 2005;35:59–71.
- Kelly MF, Parker PA, Scott RN. 'The application of neural networks to myoelectric signal analysis: a preliminary study'. *IEEE Trans Biomed Eng* 1990;37(3):221–30.

- Kohn AF. 'Fractal number and spectral skewness: two features for the pattern classification of motor unit action potentials'. *11th Annu Int IEEE Conf Eng Med Biol Mag 1989*;1885–6.
- Karayiannis NB, Venetsanopoulos AN. 'Artificial neural networks: learning algorithms, performance evaluation and applications'. *Kluwer academic publishers*; 1993.
- Knaflitz M, Balestra G. 'Computer analysis of the myoelectric signal'. *IEEE Micro1991* ;12-26.
- Lindstrom L, Magnusson R. 'Interpretation of myoelectric power spectra: a model and its applications'. *IEEE Proc 1977*;65:653–62.
- Luo FL, Unbehauen R. 'Applied neural networks for signal processing'. *Cambridge university press*; 1998.
- Lowery MM, Stoykov NS, Taflove A, Kuiken TA, 'A multiple-layer finite-element model of the surface EMG signal'. *IEEE Trans Biomed Eng 2002*;49: 446–54.
- Lowery MM, Stoykov NS, Dewald J.P.A, Kuiken TA. 'Volume conduction in anatomically based surface EMG model'. *IEEE Trans Biomed Eng 2004*;51(12):2138–45.
- Lateva ZC, McGill KC, Burgar CG. 'Anatomical and electrophysiological determinants of the human thenar compound muscle action potential'. *Muscle Nerve 1996*;19:1457–68.
- Mebarkia K. 'Caractérisation d'un Tissu Musculaire Par Identification'. *Thèse de Magister, 2005, Université de Ferhat Abbas Sétif*.
- Muhammad W. 'Estimation de retards, de facteurs d'échelle et de variations de forme de signaux vectoriels : application aux signaux biomédicaux'. *Thèse de Doctorat 2001, Sciences de l'ingénieur, Université de Nice-Sophia Antipolis*.
- Merletti R, De Luca CJ. 'New techniques in surface electromyography'. *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems Chapter 9 1989* ;115-24.
- Merletti R, Knaflitz M, Deluca CJ. 'Myoelectric manifestations of fatigue in voluntary and electrically elicited contractions'. *J Appl Physiol 1990*;69:1810–95.
- Merletti R, Knaflitz M, De Luca CJ. 'Electrically evoked myoelectric signals'. *CRC Crit Rev Biomed Eng 1992*;19:293-340.
- Merletti R, Parker P. 'Electromyography'. In: *John G, Webster R, editors. Wiley encyclopaedia of electrical and electronics engineering, vol. 6. New York: Wiley; 1998*.pp. 524–40.
- Merletti R, Lo Conte L, Avignone E, Guglielminotti P. 'Modeling of surface myoelectric signals Part I: model implementation'. *IEEE Trans Biomed Eng 1999a*;46(7):810–20.
- Merletti R, Roy SH, Kupa E, Roatta S, Granata A. 'Modeling of surface myoelectric signals. Part II. Model-based signal interpretation'. *IEEE Trans Biomed Eng 1999b*;46(7):821–9.

- Merletti R, Farina D, Gazzoni M, Merlo A, Ossola P, Rainoldi A. 'Surface electromyography'. *EUR MED PHYS 2001a*;37:57-68.
- Merletti R, Farina D, Rainoldi A. 'surface electromyography for noninvasive characterization of muscle'. *Exerc Sport Sci Rev 2001b*;29(1):20-5.
- Merletti R, Farina D, Gazzoni M. 'The linear electrode array: a useful tool with many applications'. *J Electromyogr Kinesiol 2003*;13:37-47.
- Merletti R, Bottin A, Cescon C, Farina D, Gazzoni M, Martina S, Mesin L, Pozzo M, Rainoldi A, Enck P. 'Multichannel Surface EMG for the Non-Invasive Assessment of the Anal Sphincter Muscle'. *Digestion 2004*;69:112-122 DOI: 10.1159/000077877.
- Mesin L, Joubert M, Hanekom T, Merletti R, Farina D. 'A finite element model for describing the effect of muscle shortening on surface EMG'. *IEEE Trans Biomed Eng 2006*;53(4):593-600.
- Melaku A, Kumar DK, Bradley A. 'Influence of inter-electrode distance on EMG'. *Proc 23th Annu In IEEE EMBS Conf 2001*:1082-85.
- Matthews BHC. 'A special purpose amplifier'. *J of physiology 1934*;81:28-33.
- McGill K, Huynh A. 'A model of the surface recorded motor unit action potential'. *Proc 10th Annu In IEEE Conf Eng Med Biol 1988*; 1697-99.
- Ng GYF, Zhang AQ, Li CK. 'Biofeedback exercise improved the EMG activity ratio of the medial and lateral vasti muscles in subjects with patellofemoral pain syndrome'. *J Electromyogr Kinesiol 2008*;18(1):128-33.
- Parker P, Englehart K, Hudgins B. 'Myoelectric signal processing for control of powered limb prostheses'. *J Electromyogr Kinesiol 2006*;16:541-8.
- Pattichis CS, Schizas CN, Middleton LT. 'Neural network models in EMG diagnosis'. *IEEE Trans Biomed Eng 1995*;42(5):486-96.
- Plonsey R. 'Action potential sources and their volume conductor fields'. *IEEE Trans Biomed Eng 1977*;56:601-11.
- Pozzo M, Farina D, Merletti R. 'Electromography: Detection, Processing, and applications'. *Biomedical Technology and Devices Handbook 2004*; chap 4:4-1-4-66.
- Poisson G. 'Analyse de motifs protéiques par méthode hybride réseau de neurones artificiels et modèle de markov caché'. *Thèse de doctorat en informatique cognitive 2004*.
- Rosenfalck P. 'Intra- and extracellular potential fields of active nerve and muscle fibers. A physico-mathematical analysis of different models'. *Acta Physio Scand (supp. 321) 1969*; 1-168.

Rau G, Disselhorst-Klug C. 'Principles of high-spatial-resolution surface EMG (HSR-EMG): single motor unit detection and application in the diagnosis of neuromuscular disorders'. *J Electromyogr Kinesiol* 1997a;7(4): 233–9.

Rau G, Disselhorst-Klug C, Silny J. 'Noninvasive approach to motor unit characterization: muscle structure, membrane dynamics and neuronal control'. *J Biomed Eng* 1997b;30(5):441-46.

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* 1997a;161(4):465–72.

Roeleveld K, Stegeman DF, Vingerhoets HM, Van Oosterom A. 'Motor unit potential contribution to surface electromyography'. *Acta Physiol Scand* 1997b;160:175–83.

Roeleveld K, Blok JH, Stegeman DF, Van Oosterom A. 'Volume conduction models for surface EMG: confrontation with measurements'. *J Electromyogr Kinesiol* 1997c;7(4):221–32.

Roeleveld K, Stegeman DF, Falck B, Stalberg E. 'Motor unit size estimation: confrontation of macro EMG and surface EMG'. *Electroenceph Clin Neurophysiol* 1997d;105:181–8.

Roeleveld K, Sandberg A, Stalberg E. V. Stegeman DF. 'Motor unit size estimation of enlarged motor units with surface electromyography'. *Muscle Nerve* 1998; 21(7):878-86.

Reucher H, Rau G, Silny J. 'Spatial filtering of noninvasive multielectrode EMG: Part I- Introduction to measuring technique and applications'. *IEEE Trans Biomed Eng* 1987a;34:98-105.

Reucher H, Silny J, Rau G. 'Spatial filtering of noninvasive multielectrode EMG: Part II— Filter performance in theory and modeling'. *IEEE Trans Biomed Eng* 1987b;34(2): 106–13.

Reffad A, Bekka R.E, Mebarkia K, Chicouche D. 'Efficient parameterization of MUAP signal for identification of MU and volume conductor characteristics using neural networks'. *J Neurosci Methods* 2007a;164:325-38.

Reffad A, Bekka R.E, Mebarkia K, Chicouche D. 'Paramétrisation efficace du signal MUAP'. 1^{eres} Rencontres scientifiques Rennes-sétif, Université de Rennes 1 novembre 2007b; 7-11.

Reffad A, Bekka R.E. 'Calculation of the Motor Unit Action Potential: Comparison of Simulation Methods'. *accepté en juin 2004a, Global signal Processing Expo & conference: Santa Clara Convention Center U.S.A.*

Reffad A, Bekka R.E, Chicouche D. 'Modeling of Action Potentials By Approaches of Approximation in Tripole and Dipoles Models'. *CIGE'04 Setif 2004b; 309-13.*

Renders J-M. 'Algorithmes génétiques et réseaux de neurones'. *Paris Hermès Science éditeur 1995.*

- Rennard J.P. 'Réseaux de neurones' Vuibert Paris 2006.
- Stegeman DF, Linssen W. 'Muscle fiber action potential changes and surface EMG: a simulation study'. *J Electromyogr Kinesiol* 1992;2:130–40.
- Stegeman DF, Blok JH, Hermens JH, Roeleveld K. 'Surface EMG models: Properties and applications'. *J Electromyogr Kinesiol* 2000;10: 313–26.
- Stulen FB, De Luca CJ. 'Frequency parameters of the myoelectric signal as a measure of muscle conduction velocity'. *IEEE Trans Biomed Eng* 1981;28:515–23.
- Schneider J, Silny J, Rau G. 'Influence of tissue inhomogeneities on noninvasive muscle fiber conduction velocity measurements investigated by physical and numerical modeling'. *IEEE Trans Biomed Eng* 1991;38: 851–60.
- Staudenmann D, Kingma I, Stegeman DF, van Dieën JH. 'Towards optimal multichannel EMG electrode configurations in muscle force estimation: a high density EMG study'. *J Electromyogr Kinesiol* 2005;15:1–11.
- Schulte E, Dimitrova NA, Dimitrov GV, Rau G, Disselhorst-Klug C. 'Estimation of the muscle fibre semi-length under varying joint positions on the basis of non-invasively extracted motor unit action potentials'. *J Electromyogr Kinesiol* 2005;15:290–9.
- Viljoen S. 'Analysis of crosstalk signals in a cylindrical layered volume conductor-Influence of the anatomy, detection system and physical properties of the tissues', *Master thesis May 2005, University of Pretoria*
- Willis MJ, DiMassimo C, Montague GA, TamMT, Morris AJ. 'Artificial neural networks in process engineering'. *IEEE Proc D* 1991;138(3):256–66.
- William PS, Henry L L, Johnson E W. 'Johnson's Practical Electromyography', 4th Edition. *Technical Aspects of EMG Chapter 4 – Electrophysiology* 2007.
- Zhou P, Rymer WZ. 'Estimation of the number of motor unit action potentials in the surface electromyogram'. *Proc IEEE EMBS Eng* 2003:372–4.
- Zhou P, Rymer WZ. 'Can standard surface EMG processing parameters be used to estimate motor unit global firing rate?'. *J Neural Eng* 199-110 doi:10.1088/1741-2560/1/2/005.
- Zwarts MJ, Stegemen DF. 'Multichannel surface EMG: Basis aspects and clinical utility'. *Muscle Nerve* 2003;28:1-17.