

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS –SETIF 1-
UFAS (ALGERIE)

THÈSE

Présentée à la faculté de technologie

Département d'Electronique

Pour l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Par :

MESSAOUDI Nouredine

Thème

**Modèle de génération du signal EMG de surface
dans un volume conducteur avec au moins deux
couches non homogène**

Soutenue le : 18/05/2017 devant le jury composé de :

Pr. N. BOUZIT	Prof à l'université FERHAT ABBAS –SETIF 1	Président
Pr. R. E. BEKKA	Prof à l'université FERHAT ABBAS –SETIF 1	Rapporteur
Pr. M. HAMADOUCHE	Prof à l'université de Boumerdès	Examineur
Pr. A. MEZAACHE	Prof à l'université de M'Sila	Examineur
Pr. K. KHELIL	Prof à l'université de Souk Ahras	Examineur
Dr. H. CHEMALI	M.C.A à l'université FERHAT ABBAS –SETIF 1	Examineur

TABLE DES MATIERES

TABLE DES MATIERES.....	ii
Remerciements	v
LISTE DES TABLEAUX	vi
LISTE DES FIGURES	vii
LISTE DES ABREVIATIONS	xiv
ملخص.....	xvi
Abstract	xvii
Résumé	xviii
Introduction générale.....	1
Chapitre 1: Etat de l'art de la modélisation du signal EMG de surface.....	6
1.1. Bref historique de l'électromyographie (EMG)	6
1.2. Potentiel d'action.....	6
1.3. Objectifs de la modélisation du signal EMG.....	7
1.4. Modèles de génération du signal EMG de surface	8
1.4.1. Simulation analytique du SFAP	9
1.4.2. Simulation numérique du SFAP.....	13
1.5. Conclusion.....	15
Chapitre 2 : Modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur invariant dans l'espace	16
2.1. Introduction	16
2.2. Modèles de génération du SFAP	16
2.2.1. Modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur planaire.....	16
2.2.1.1. Description du volume conducteur	17
2.2.1.2. Description du système de détection.....	18
2.2.1.3. Description de la densité de courant de la source	21
2.2.1.4. Calcul du SFAP	22
2.2.1.5. Résultats du modèle planaire.....	23
2.2.2. Modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique	28
2.2.2.1. Calcul de la fonction de transfert du volume conducteur cylindrique	30
2.2.2.2. La fonction de transfert du système de détection.....	34
2.2.2.3. La densité de courant de la source	35
2.2.2.4. Calcul du SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique.....	35

2.2.3.	Résultats du modèle cylindrique	36
2.3.	Effet des paramètres anatomiques, physiques et du système de détection	37
2.4.	Conclusion	43
Chapitre 3 : Modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur non invariant dans l'espace.....		45
3.1.	Introduction	45
3.2.	Description du modèle de volume conducteur avec une inhomogénéité sphérique.....	46
3.2.1.1.	Calcul approximative du SFAP.....	48
3.2.1.2.	Application sur un volume conducteur planaire multicouche.....	52
3.2.1.3.	Résultats de simulation.....	54
3.3.	Conclusion.....	58
Chapitre 4 : Modélisation et simulation du signal EMG de surface		60
4.1.	Introduction	60
4.2.	Modèle de simulation du signal EMG surface	61
4.2.1.	Simulation du SFAP.....	64
4.2.2.	Simulation du MUAP.....	65
4.2.3.	Recrutement des unités motrices.....	66
4.2.4.	Les stratégies de fréquence de décharge des unités motrices.....	68
4.3.	Analyse du signal EMG de surface	76
4.4.	Conclusion.....	79
Chapitre 5 : Non-Gaussianité et non-linéarité des signaux EMG de surface.....		80
5.1.	Introduction	80
5.2.	Paramètres étudiés	82
5.3.	Evaluation des niveaux de stationnarité, Gaussianité et linéarité des signaux SEMG	85
5.3.1.	Evaluation du niveau de stationnarité des signaux SEMG	85
5.3.1.1.	Tests de stationnarité.....	86
5.3.1.2.	Protocol d'évaluation de la stationnarité dans notre contribution.....	88
5.3.2.	Evaluation des niveaux de Gaussianité et linéarité des signaux sEMG.....	89
5.4.	Résultats et discussions	90
5.4.1.	Résultats de test de la stationnarité	91
5.4.1.1.	Taux de stationnarité moyen (MST)	91
5.4.1.2.	Rapport de stationnarité (SR) de l'effet de chaque paramètre	93
5.4.2.	Résultats de non-Gaussianité et non-linéarité.....	94

5.4.2.1. Effet de la configuration des électrodes	95
5.4.2.2. Effet de la forme des électrodes	96
5.4.2.3. Effet de la distance inter-électrodes	97
5.4.2.4. Effet du seuil de recrutement (RR) des UMs	99
5.4.2.5. Effet de la stratégie des fréquences de décharges des UMs	100
5.4.2.6. Effet de la fréquence de décharge maximale (PFR).....	100
5.5. Conclusion	101
Conclusion générale et perspectives	103
Perspectives	104
Références	105

Remerciements

Je suis profondément reconnaissant à mon promoteur, Raïs El'hadi BEKKA, Professeur à l'université de Ferhat Abbés Sétif-1, qui m'a initié au domaine de la modélisation du signal électromyographique de surface (sEMG). Je me sens honoré de m'avoir la chance de travailler avec lui dans cette recherche pour ma maîtrise et à cause de lui d'avoir atteint jusqu'ici. Sans ses conseils et son soutien, l'achèvement de cette thèse n'aurait pas été possible. Je le remercie pour son aide, autant sur le plan scientifique qu'humain.

Je remercie Monsieur Nacreddine BOUZIT, Professeur à l'université Ferhat Abbas de Sétif 1, pour avoir accepté d'être président du jury.

Je remercie Monsieur M'Hamed HAMADOUCHE, Professeur à l'université M'Hamed Bougara de Boumerdes, pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

Je remercie Monsieur Ammar MEZAACHE, Professeur à l'université Mohamed Boudiaf de M'Sila, pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

Je remercie Monsieur Khaled KHELIL, Professeur à l'université Mohamed-Chérif Messaadia de Souk Ahras, pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

Je remercie Monsieur Hamimi CHEMALI, Maître de Conférences à l'université Ferhat Abbas de Sétif 1, pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

Merci à vous tous.

LISTE DES TABLEAUX

Tableau. 2. 1. Paramètres anatomique, physiologiques et du système de détection [10].	24
Tableau. 2. 2. Paramètres anatomiques, physiologiques et du système de détection utilisés pour modéliser le SFAP généré dans le muscle Limb [12].	37
Tableau. 3. 1. Paramètres de simulation du SFAP généré dans le volume conducteur montré à la figure 3.3 et décrit par l'équation 3.15 [14].	56
Tableau. 4. 1. Détail numérique du modèle pour MVC = 100%. FMs indique Fibres musculaires, MUs indique unités motrices.	64
Tableau. 4. 2. Paramètres anatomiques, physiques et physiologiques du modèle de simulation du signal EMG de surface [10], [12], [20], [27], [33], [60-62], [65-67].	74

LISTE DES FIGURES

Fig. 1. 1. Formation d'un potentiel d'action. Des stimulations insuffisantes (variations de 15 mV) ne permettent pas d'initier un potentiel d'action. Lorsque la stimulation est suffisante, il y a formation d'un potentiel d'action : le gradient électrique passe rapidement de -70 à $+40$ mV . Une période réfractaire où la cellule est dite « hyper-polarisée » suit immédiatement la formation du potentiel d'action [34].....	7
Fig. 1. 2. Exemples de modèles de volumes conducteurs planaires (a, b, c) et cylindriques (d, e, f, g, h) avec différentes géométries et tenseurs de conductivités [5].....	9
Fig. 1. 3. Un modèle de muscle fusiforme avec un arrangement curvilinéaire des fibres musculaires [19].	13
Fig. 2. 1. Modèle de volume conducteur planaire constitué par les couches de muscle (anisotrope), de la graisse (isotrope) et de la peau (isotrope). Les directions x et y sont transversales par rapport à la direction des fibres musculaire et la direction z est la direction longitudinale [10].	18
Fig. 2. 2. Les systèmes utilisés pour la détection non invasive des signaux EMG de surface. 19	
Fig. 2. 3. (a) IAP. (b) La densité de courant de la source.....	21
Fig. 2. 4. Phénomène de génération, propagation et extinction de la première dérivée de l'IAP.	22
Fig. 2. 5. Les étapes suivies pour calculer le potentiel d'action de surface $\varphi_z = \phi(X_0, z)$ par la technique du filtrage spatial 2D [10].	23
Fig. 2. 6. La valeur absolue normalisée de la fonction de transfert du volume conducteur selon l'équation (2.3).	25
Fig. 2. 7. La valeur absolue normalisée de la fonction de transfert du filtre spatial selon l'équation 2.2 dans le cas des filtres spatiaux TDD (a) et IB2 (b).	25
Fig. 2. 8. Les valeurs absolues normalisées des fonctions de transfert décrivant la forme et les dimensions des électrodes. (a) électrode circulaire avec un rayon de 15mm , (b) électrode en anneaux concentriques avec un rayon interne de 5 mm et un rayon externe de 10 mm , (c) électrode rectangulaire de longueur 15 mm et de largeur de 7 mm , (d) électrode elliptique de petit axe de 4.5 mm et de grand axe de 12 mm	26
Fig. 2. 9. Les valeurs absolues normalisées des fonctions de transfert des électrodes de formes (a) rectangulaire avec une largeur de 7mm et longueur de 15mm et (b) elliptique de petit axe de 4.5mm et de grand axe de 12mm . L'angle d'inclinaison des fibres est de 25°	26

Fig. 2. 10. La valeur absolue normalisée de la fonction de transfert du système de détection composé par une grille d'électrodes circulaires (le rayon de chaque électrodes est 15 mm) configurées selon la structure du filtre spatial TDD pour deux valeurs de l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au système de détection (a) 0° et (b) 25°.....	27
Fig. 2. 11. La valeur absolue normalisée de la transformée de Fourier 2D du potentiel d'action détecté à la surface de la peau. Le système de détection est composé par une grille d'électrodes de forme circulaire (le rayon de chaque électrode est 15 mm) configurées selon les filtres spatiaux TDD (a) et IB2 (b).....	27
Fig. 2. 12. La valeur absolue de la transformée de Fourier inverse 2D du potentiel détecté à la surface de la peau.	27
Fig. 2. 13. Le SFAP généré dans un volume conducteur planaire constitué par les couches du muscle, de la graisse et de la peau détecté à la surface de la peau par les systèmes TDD (a) et IB2 (b).	28
Fig. 2. 14. La section transversale d'un modèle de volume conducteur cylindrique multicouche constitué par les couches de l'os, du muscle, de la graisse et de la peau. a, b, c et d représentent les distances radiales entre le centre du système de coordonnées et les interfaces os-muscle, muscle-graisse, graisse-peau et peau-air, respectivement. La profondeur de la fibre est représentée par la distance entre le point de détection et la fibre musculaire....	29
Fig. 2. 15. (a) Une représentation schématique générale du modèle comprenant la description du volume conducteur et du système de détection. Le signal simulé final est la transformée de Fourier 1-D inverse de l'intégrale d'une fonction 2-D dans le domaine de fréquence spatio-temporelle. (b) Le schéma décrivant comment B(Kz) a été obtenue. HvcKz, Kθ est la fonction de transfert du volume conducteur, HsfKz, Kθ est la fonction de transfert du filtre spatial, HsizeKz, Kθ est la fonction de transfert de la forme de l'électrode [12].	36
Fig. 2. 16. Le SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique multicouche (sa géométrie est montrée à la figure 2. 14) et détecté par les systèmes TDD (a) et IB2 (b). La distance entre la fibre et le point de détection est de 4 mm.....	36
Fig. 2. 17. Influences de la profondeur des fibres dans le muscle (a et b) et des épaisseurs des couches de la graisse (c et d) et de la peau (e et f) sur l'amplitude de SFAP généré dans un volume conducteur planaire multicouche et détecté par les systèmes LDD (coté gauche) et NDD (coté droit). y0 est la profondeur de la fibre dans le muscle, h1 et d sont les épaisseurs des couches de la graisse et de la peau, respectivement.....	39
Fig. 2. 18. Effets de la distance transversale entre la source et le centre du système de détection (a et b), de l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au centre du système de	

détection (c et d) et du rayon de l'électrode circulaire (e et f) sur l'amplitude de SFAP généré dans un volume conducteur planaire multicouche et détecté par les systèmes LSD (coté gauche) et NDD (coté droit). x_0, θ et $rele$ représentent respectivement la distance transversale entre la fibre et le centre du système de détection, l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au système de détection et le rayon de l'électrode circulaire. 40

Fig. 2. 19. Influences du rapport d'anisotropie du muscle (a et b), de la conductivité de la graisse (c et d) et de la conductivité de la peau (e et f) sur l'amplitude du SPAP généré dans un volume conducteur planaire multicouche et détecté par les systèmes LDD (coté gauche) et IR (coté droit). Ra indique le rapport d'anisotropie du muscle, σ_f et σ_s sont les conductivités des couches de la graisse et de la peau, respectivement..... 41

Fig. 3. 1. Effet d'une inhomogénéité sur le potentiel d'action de surface généré dans un volume conducteur homogène. (a) : La réponse impulsionnelle est perturbée par un terme qui est non invariant dans l'espace où son support se propage dans le sens inverse par rapport à la source. (b) : le potentiel le long de la direction $s = rp - rs$ donnée par la solution approximative (équation 3.9), avec $A.n$ est définie par l'équation (3.11), L'effet de perturbation décroît rapidement avec la distance par rapport à l'inhomogénéité. (c) : Diagramme de contour du terme de perturbation pour différentes positions de la source impulsive [14]. 51

Fig. 3. 2. Analyse de l'erreur d'approximation dans la direction orthogonale à $rp - rs$. Le terme de perturbation doit être disparu là où la dérivée normale du potentiel libre d'inhomogénéité vers la limite d'inhomogénéité disparaît. Une telle propriété est vérifiée dans un plan orthogonal à $rp - rs$ en passant par les points tangents des lignes passant par la source jusqu'à la surface d'inhomogénéité. Le terme de perturbation approché s'annule dans le plan orthogonal à $rp - rs$ en passant par le centre de l'inhomogénéité. Dans le cas de la source en position 1, la distance entre les deux plans est négligeable par rapport au rayon de l'inhomogénéité. d est la distance entre le plan parallèle contenant les deux circonférences. Elle est donnée par l'expression suivante : $d = R2/rs - rp$ où R est le rayon de l'inhomogénéité [14]. 52

Fig. 3. 3. Un modèle de volume conducteur planaire constitué par une couche de graisse isotrope et un tissu du muscle anisotrope. A l'intérieur de la couche de la graisse il existe une sphère qui la rend une couche inhomogène (l'inhomogénéité est due à la différence des conductivités entre la couche de la graisse et la sphère [14]). 54

Fig. 3. 4. Exemples de signaux SFAPs générés dans le volume conducteur montré sur la figure 3.3 et décrit par l'équation (3.12).	55
Fig. 3. 5. Effets du rayon de la sphère inhomogène (a et c) et sa conductivité (b et d) sur la forme du SFAP détecté par les systèmes LSD (a et b) et LDD (c et d). Pour l'effet du rayon de la sphère, la conductivité de l'inhomogénéité est égale à dix fois la conductivité de la graisse ($\sigma_p = 10\sigma$). Pour l'effet de la conductivité de l'inhomogénéité, le rayon de la sphère est égale à 1 mm	56
Fig. 3. 6. Effet de la présence et/ou l'absence de la sphère d'inhomogénéité sur l'amplitude du SFAP détecté par les systèmes TSD (a), TDD (b), NDD (c) et IB2 (d). VC indique le volume conducteur. Les paramètres de simulations sont les mêmes montrés dans le tableau 3.1.	58
Fig. 4. 1. Modèle de volume conducteur cylindrique multicouche constitué par l'os, le muscle, la graisse et la peau. À l'intérieur de la couche du muscle, il existe un muscle de forme elliptique de petit et grand axes de 20 mm et 30 mm , respectivement.....	62
Fig. 4. 2. Distribution des diamètres des unités motrices selon la loi de Poisson dans l'intervalle [2 – 8mm] avec une valeur moyenne de 6mm	63
Fig. 4. 3. La distribution des territoires des unités motrices dans le muscle elliptique. A l'intérieur de chaque unité motrice, il existe des fibres musculaires qui sont uniformément distribuées. Le nombre de fibres dans chaque unité motrice est lié à sa taille et à la densité des fibres. Les territoires des unités motrices sur les extrémités de l'ellipse peuvent dépassés la surface de l'ellipse mais ses centres restent à l'intérieur du muscle.	63
Fig. 4. 4. Distribution gaussienne des vitesses de conduction sur 120 unités motrices dans l'intervalle [2.5 – 5.5 m/s] avec une valeur moyenne de 4m/s et une déviation standard de 0.75 m/s	64
Fig. 4. 5. A droite : les deux unités motrices et les fibres musculaires distribuées à l'intérieur de ses territoires. A gauche : le potentiel d'action généré dans chaque unité motrice.....	66
Fig. 4. 6. Anatomie macroscopique d'une unité motrice.	66
Fig. 4. 7. Petite et large unité motrice. Les cercles rouges à l'intérieur de chaque unité motrice représentent les fibres musculaires. Le nombre des fibres musculaires dans chaque unité motrice est lié par son rayon (sa taille).	67
Fig. 4. 8. La variation de l'excitation en fonction du temps (c'est une fonction rampe et maintien). C'est une fonction rampe dans l'intervalle [0 à 1s] et une constante pourn $t > 1s$	68

Fig. 4. 9. La relation entre la force d'excitation et le seuil de recrutement de chaque unité motrice telle qu'une unité motrice ne se recrute pas que si la force d'excitation est supérieure à son seuil de recrutement.	68
Fig. 4. 10. A droite : les deux unités motrices et les fibres musculaires distribuées à l'intérieur de ses territoires. A gauche : le train de potentiel d'action correspond à chaque unité motrice.	69
Fig. 4. 11. La relation entre la force d'excitation et les fréquences de décharges des unités motrices selon la stratégie FR1 pour MVC = 10% (a) et pour MVC = 30% (b).	71
Fig. 4. 12. La relation entre la force d'excitation et les fréquences de décharges des unités motrices selon la stratégie FR2 pour MVC = 10% (a) et pour MVC = 30% (b).	71
Fig. 4. 13. La relation entre la force d'excitation et les fréquences de décharges des unités motrices selon la stratégie FR3 pour MVC = 10% (a) et pour MVC = 30% (b).	72
Fig. 4. 14. (a) : Les instants de décharge de chaque unité motrice sont distribués selon la loi de Gauss. Pour chaque MUAPT, chaque barre représente un MUAP. (b) : Les trains de potentiels d'action des unités motrices recrutées. L'unité motrice ne commence pas à décharger sauf si elle recrutée. Les unités motrices commencent à décharger l'une après l'autre.	73
Fig. 4. 15. Les signaux sEMG générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche (Fig. 4.1) et détectés par les systèmes hautement anisotropes LSD (a), LDD (b), TSD (c) et TDD (d).	75
Fig. 4. 16. Les signaux sEMG générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par les systèmes presque isotropes NDD (a), IR (b) et IB2 (c).	75
Fig. 4. 17. Les signaux EMG de surface générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par les systèmes BiTDD (a) et MKF (b).	76
Fig. 4. 18. Les signaux sEMG générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par les systèmes isotropes 1RG (a), 2RGs (b) et 3RGs (c).	76
Fig. 4. 19. Effets des épaisseurs des couches de la peau (a et b) et de la graisse (c et d) sur la valeur du <i>RMS</i> (coté gauche de la figure) et la valeur du <i>TTP</i> (coté droit de la figure) des signaux sEMG détectés par les systèmes LSD, TDD, MKF et 3RGs [68].	78
Fig. 4. 20. Effets des valeurs moyennes des diamètres (a et b) et des fréquences de décharge (c et d) des unités motrices sur la <i>RMS</i> (coté gauche de la figure) et la <i>TTP</i> (coté droit de la figure) des signaux sEMG détectés par les systèmes LSD, TDD, MKF et 3RGs. FRs indique les fréquences de décharge des UMs [68].	78

Fig. 4. 21. Effets de la distance inter-électrode (IED) (a et b) et le rayon de l'électrode circulaire (c et d) sur la RMS (coté gauche de la figure) et la TTP (coté droit de la figure) des signaux sEMG de surface détectés par les systèmes LSD, TDD et MKF [68].	79
Fig. 5. 1. Signaux sEMG générés dans un modèle volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par le système LSD avec des électrodes de forme circulaire. Le diamètre de chaque électrode est 1 mm . La IED est de 5 mm . Le RR des UMs est étroit et il est fixé à 30%. La PFR est égale à 25 Hz .	84
Fig. 5. 2. Signaux sEMG générés dans un modèle volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par le système LDD avec des électrodes de forme circulaire. Le diamètre de chaque électrode est 1 mm . La IED est de 5 mm . Le RR des UMs est étroit et il est fixé à 30%. La PFR est égale à 25 Hz .	84
Fig. 5. 3. Signaux sEMG générés dans un modèle volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par le système NDD avec des électrodes de forme circulaire. Le diamètre de chaque électrode est 1 mm . La IED est de 5 mm . Le RR des UMs est étroit et il est fixé à 30%. La PFR est égale à 25 Hz .	85
Fig. 5. 4. Effet des durées de segments d'analyse sur MST en % (ici nous avons représenté la valeur moyenne \pm la déviation standard de cinq exécutions) avec le Runs test lorsque MVC varie de 10% à 100% avec un pas de 10%. La valeur indiquée au dessus des barres de chaque durée de segment est la valeur moyenne du MST des dix niveaux MVC.	92
Fig. 5. 5. Effet des durées de segments d'analyse sur MST en % (ici nous avons représenté la valeur moyenne \pm la déviation standard de cinq exécutions) avec le test MRA lorsque MVC varie de 10% à 100% avec un pas de 10%. La valeur indiquée au dessus des barres de chaque durée de segment est la valeur moyenne du MST des dix niveaux MVC.	93
Fig. 5. 6. Le taux de stationnarité (valeur moyenne \pm erreur standard) correspond à l'effet de chaque paramètre pour chaque durée de segment d'analyse [33].	94
Fig. 5. 7. Effet du système de détection sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) SI (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux sEMG.	96
Fig. 5. 8. Effet de la forme des électrodes de détection sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) SI (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux sEMG de surface. Le système NDD n'a pas été considéré parce que l'étude a été faite avec des électrodes de formes circulaires.	97

Fig. 5. 9. Effet de la *IED* sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) **SI** (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux sEMG. Le système NDD est n'a été pas considéré parce que les valeurs de la *IED* des systèmes LSD et LDD (**5** et **10 mm**) ne sont pas les mêmes que celles données dans le système NDD (**5** et **8 mm**). 98

Fig. 5. 10. Effet du seuil de recrutement des unités motrices (RR) sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) **SI** (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux EMG de surface. 99

Fig. 5. 11. Effet de la stratégie de fréquence de décharge (FR) sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) **SI** (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux EMG de surface..... 100

Fig. 5. 12. Effet de la valeur maximale de la fréquence de décharge (PFR) sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) **SI** (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux EMG de surface. 101

LISTE DES ABREVIATIONS

1D (One Dimensional):	Unidimensionnel
2D (Two Dimesional):	Bidimensionnel
1RG (One Ring):	Un Anneau
2RGs (Two Rings):	Deux anneaux
3RGs (Three Rings):	Trois anneaux
ARV (Area Rectified Value):	Valeur Moyenne Rectifiée
ANOVA (Analyse of Variance):	Analyse de Variance
BiTDD (Bi-transversal Double Différentiel):	Double Différentiel Bi-Transversal
CV (Constant of Variation):	Constante de Variation
EMG (ElectroMyoGraphy):	ElectroMyoGraphie
FDM (Finite Difference Method) :	Méthode des Différences Finis
FEM (Finite Element Method) :	Méthode des Eléments Finis
FR (Firing Rate):	Fréquence de Décharge
HOS (Higher Order Statistics):	Statistiques d'Ordre Supérieur
ISIs (Inter-Spike Intervals):	Intervalle Inter-Impulsions
IB2 (Inverse Binomial of order two):	Inverse Binomial d'ordre deux
IED (Inter-Electrode Distance):	Distance Inter-Electrode
IR (Inverse Rectangle):	Inverse Rectangle
Kurt (Kurtosis):	Coefficient d'aplatissement
LDD (Longitudinal Double Differential):	Double Différentiel Longitudinal
LSD (Longitudinal Single Differential):	Simple Différentiel Longitudinal
MDF (Median Frequency):	La fréquence Médiane
MF (Muscle Fibre):	Fibre musculaire
MFR (Minimum Firing Rate):	Fréquence de Décharge Minimale
MKF (Maximum Kurtosis Filter):	Filtre à Kurtosis Maximum

MRA (Modified Reverse Arrangements):	Arrangements Inverse Modifiés
MST (Mean Stationarity):	Stationnarité Moyenne
MU (Motor Unit):	Unité Motrice
MVC (Maximum Voluntary Contraction):	Contraction Maximale Volontaire
NDD (Normal Double Differential):	Double Différentiel Normal
NMJ (NeuroMuscular Junction):	Jonction Neuro-Musculaire
SFAP (Single Fibre Action Potential):	Potentiel d'action d'une fibre musculaire
IAP (Intracellular Action Potential):	Potentiel d'Action Intracellulaire
MUAP (Motor Unit Action Potential):	Potentiel d'Action d'une Unité Motrice
PDE (Partial Differential Equation):	Equation Différentielle Partielle
PDF (Probability Density Function):	Fonction de Densité de Probabilité
PFR (Peak Firing Rate):	Fréquence de Décharge Maximale
PFRD (Peak Firing Rate Desired):	La Différence en Fréquence de Décharge
RA (Reverse Arrangements):	Arrangements Inverse
RMS (Root Mean Square):	Racine Carrée Moyenne
RR (Recruitment Range):	La plage de Recrutement
RTE (Recruitment Threshold Excitation):	Le seuil de recrutement
SE (Standard Error):	Erreur Standard
SEMG (Surface ElectroMyography):	ÉlectroMyoGraphie de Surface
SR (Stationarity Rate):	Taux de Stationnarité
TDD (Transversal Double Differential):	Double Différentiel Transversal
MUAPT (Motor-Unit Action Potential Train):	Train de Potentiel d'Action d'une Unité Motrice
TTP (Total Power):	Puissance Totale
TSD (Transversal Single Differential):	Simple Différentiel Transversal
WSS (Wide Sense Stationarity):	Stationnarité au Sens Large

ملخص

في هذه الأطروحة، قبل القيام بنمذجة الإشارة الكهروعضلية السطحية المولدة في حجم ناقل غير متجانس أسطوانى الشكل و متعدد الطبقات يتكون من طبقات العظم، العضلة، الشحم و الجلد، قمنا في البداية بنمذجة كمون الحركة لليف عضلي واحد. نمذجة هذا الأخير تركز على التعريف الرياضي للحجم الناقل و جهاز الالتقاط وكذلك كثافة تيار المنبع. بعد ذلك قمنا بنمذجة كمون الحركة للوحدة المحركة و الذي هو مجموع كمونات الحركة للألياف العضلية المنتمية لنفس الوحدة المحركة. ثم بعد ذلك قمنا بنمذجة قطار كمون الحركة للوحدة المحركة و الذي هو نفسه كمون الحركة للوحدة المحركة معاد عدة مرات بشكل غير منتظم و ذلك حسب نبض التفريغ لكل و حدة محرك. في النهاية الإشارة الكهروعضلية هي مجموع قطارات كمونات الحركة لكل الوحدات المحركة.

بعد نمذجة الإشارات الكهروعضلية السطحية قمنا بتقييم مستوى عشوائيتها و خطيتها و ذلك باستعمال العوامل العشوائية من النوع العالي.

بينت النتائج المتحصل عليها في هذه الأطروحة أن مستوى عشوائية و خطية الإشارات الكهروعضلية السطحية متعلقة أساسا بجهاز الالتقاط، شكل و أبعاد أقطاب الالتقاط، المسافة بين مراكز أقطاب الالتقاط، عتبات توظيف الوحدات المحركة، استراتيجيه توظيف الوحدات المحركة و نبضات التفريغ القصوى للوحدات المحركة.

الكلمات المفتاحية

الإشارة الكهروعضلية، النمذجة، اللاتجانس، العشوائية، الخطية.

Abstract

In this thesis, before to model the surface electromyographic (sEMG) signal generated in a cylindrical non homogeneous multilayer volume conductor constituted by the bone, muscle, fat and skin layers, we firstly modeled the single fiber action potential (SFAP). The modeling of this last was based on the description of the volume conductor and the detection system models and the description of the current density source. Then, we modeled the motor unit action potential (MUAP) which is the sum of the SFAPs, after that we modeled the MUAP train which is the repetition of the MUAP with the firing rate of the motor unit (MU). Finally, the sEMG signal is the sum of the MUAP trains.

After the modeling of the sEMG signals, we evaluated their levels of non-Gaussianity and non linearity by using higher orders statistics (HOS) parameters. These parameters were the Kurtosis, the bicoherence and the linearity test.

The results of this thesis show that the levels of non-Gaussianity and non linearity of sEMG signals is depended on the configuration and the shape of the detection electrodes, the inter-electrode distances (IEDs), the recruitment range thresholds (RR), the firing rate strategy (FR) of the MUs and the peak firing rates (PFRs) of MUs.

Key words: *Electromyography, Gaussianity, inhomogeneity, linearity, modeling.*

Résumé

Dans cette thèse, avant de modéliser le signal électromyographique de surface (sEMG) généré dans un volume conducteur cylindrique non homogène multicouche constitué par les couches de l'os, du muscle, de la graisse et de la peau, nous avons d'abord modélisé le potentiel d'action d'une fibre musculaire (SFAP). La modélisation de ce dernier est basée sur les descriptions des modèles de volume conducteur et du système de détection et sur la description de la densité de courant de la source. Ensuite, nous avons modélisé le potentiel d'action d'une unité motrice (MUAP) qui est la somme des SFAPs, ultérieurement nous avons modélisé le train du MUAP qui est la répétition du MUAP selon la fréquence de décharge de l'unité motrice (UM). En fin, le signal sEMG est la somme des trains de MUAPs.

Après la modélisation des signaux sEMG, nous avons évalué ses degrés de non-Gaussianité et non linéarité en utilisant les paramètres de statistiques d'ordre supérieures (HOS). Les paramètres d'évaluation utilisés sont le coefficient d'aplatissement, la bicoherence et le test de linéarité.

Les résultats de cette thèse montrent que les degrés de non-Gaussianité et non linéarité des signaux sEMG dépendent de la configuration et la forme des électrodes de détection, de la distance inter-électrode (IED), l'intervalle des seuils de recrutement des UMs, la stratégie de fréquence de décharge des UMs et les fréquences de décharges maximales des UMs.

Mots clés : *Electromyographie, Gaussianité, inhomogénéité, linéarité, modélisation.*

Introduction générale

La somme des phénomènes électriques, correspondant à la contraction des différentes fibres musculaires impliquées dans l'activité d'un muscle, génère un champ électrique suffisamment important pour pouvoir être enregistré d'une manière invasive ou d'une manière non invasive. Cet enregistrement des courants électriques qui accompagnent l'activité musculaire est appelé électromyographie (EMG). Dans le cas de la détection invasive une fine aiguille est introduite dans le muscle à explorer. Dans le cas de la détection non invasive ou EMG de surface des électrodes qui mesurent l'activité musculaire globale sont placées directement sur la peau en regard du muscle à étudier [1].

La simulation des signaux EMG de surface est importante dans l'estimation des variables physiologiques (problème inverse), dans le choix du système de détection, dans la conception et le test des algorithmes d'extraction de l'information, pour des fins didactiques, pour une profonde compréhension des mécanismes physiologiques de la contraction musculaire et pour l'interprétation des résultats expérimentaux de l'électromyogramme [2], [3].

Un modèle mathématique est un ensemble d'équations qui peuvent être mis en œuvre sur un ordinateur pour étudier et simuler le comportement d'un système dans des conditions spécifiques. Les variables ou les paramètres d'entrée d'un modèle EMG sont ceux qui décrivent les propriétés anatomiques, physiologiques et fonctionnelles de la structure biologique étudiée (une fibre, une unité motrice ou le muscle entier). Ses paramètres de sortie sont typiquement les potentiels d'action extracellulaires générés et/ou les mesures quantitatives spécifiques de ces potentiels. Les modèles de l'activité EMG sont utiles pour traiter le « problème direct », c'est-à-dire comment des mécanismes et des phénomènes spécifiques influent sur les potentiels d'action générés. Ils sont également utiles pour analyser le « problème inverse », c'est-à-dire comment les potentiels extracellulaires modélisés fournissent des informations sur le mécanisme et les phénomènes sous-jacents. Par conséquent, une caractéristique souhaitable d'un modèle EMG est qu'elle permet d'étudier l'effet des paramètres du modèle sur la forme du potentiel d'action, fournissant un aperçu des relations entre les propriétés anatomiques et physiologiques de la fibre et la forme du potentiel d'action généré par cette fibre. En résumé, un modèle EMG permet d'étudier les effets des paramètres d'entrée sur la forme du potentiel d'action [4].

La modélisation du signal EMG de surface s'appuie sur la modélisation du potentiel d'action généré dans une seule fibre musculaire (SFAP: single fibre action potential). Les étapes principales de la modélisation du SFAP sont [5] :

- 1) La description de la source (modélisation du phénomène de génération, de propagation et d'extinction du potentiel d'action intracellulaire).
- 2) La description mathématique des propriétés locales du volume conducteur (avec une formulation basée sur des équations aux dérivées partielles).
- 3) L'analyse de la géométrie du volume conducteur et les conditions aux limites.
- 4) La modélisation du système de détection (disposition spatiale, forme et dimensions des électrodes de détection, distance inter-électrodes).

Plusieurs modèles de simulation du SFAP ont été proposés durant les trois dernières décennies [3], [6-18]. La différence entre ces modèles réside essentiellement dans la description du modèle du volume conducteur et dans la méthode mathématique utilisée pour calculer le SFAP. Le volume conducteur a été décrit par des approches analytiques (comme la technique du filtrage spatial bi-dimensionnelle) [7], [11], [12] et par des approches numériques (méthode des éléments finis) [5], [16-18]. Malgré la plus grande flexibilité des méthodes numériques, les solutions analytiques sont précieuses pour vérifier la précision des méthodes numériques, réduire le temps de calcul et déterminer la dépendance théorique de la solution sur des paramètres spécifiques du système [3].

Avant l'année 2004, la plupart des modèles de simulation du SFAP proposés dans la littérature considéraient que le volume conducteur est un système invariant dans l'espace (le potentiel d'action détecté à chaque point le long de la fibre musculaire a la même forme) [6-12]. Cependant, la plupart des muscles du corps humain ont des fibres musculaires avec un arrangement bipenné ou curvilinéaire [18] qui implique que le volume conducteur soit considéré comme un système non invariant dans l'espace [3], [13-15].

Il existe deux types de volume conducteur non homogène. Dans le premier type, l'inhomogénéité du volume conducteur est due à un ensemble de couches homogènes ayant des conductivités différentes. Dans le second, l'inhomogénéité du volume conducteur est due à l'une de ses couches qui peut être caractérisée par un arrangement non parallèles des fibres musculaires dans le muscle ou à la présence de sphères à l'intérieur d'une couche homogène comme la graisse [19].

Après la modélisation du SFAP, les potentiels d'action des unités motrices (MUAPs : motor-unit action potentials) sont simulés en se basant sur l'estimation du nombre de fibres musculaires et de leurs locations dans les unités motrices et de leurs vitesses de conduction.

Un train de potentiel d'action d'une unité motrice (MUAPT : motor-unit action potential train) est ensuite créé par l'inclusion du MUAP à chaque décharge de l'unité motrice. Enfin, la prise en considération de la force de chaque unité motrice, du recrutement des unités motrices et des stratégies de fréquences de décharges des unités motrices conduit à la génération du signal EMG de surface par la somme de tous les trains de MUAPs à chaque instant [20].

Les modèles stochastiques utilisés en ergonomie et en kinésiologie considèrent le signal EMG comme un processus stochastique dont l'amplitude est liée au niveau d'activation musculaire et dont la densité spectrale de puissance reflète la vitesse de conduction musculaire [21]. Par conséquent, les signaux EMG sont traités par les statistiques d'ordre supérieur (HOS: higher order statistics) connues sous le nom de cumulants et leurs transformées de Fourier associées aux signaux stationnaires appelées polyspectra [22], [23].

L'évaluation des niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des signaux EMG de surface a été adressée expérimentalement et par des simulations [24-27]. Kaplanis et al. (2000), [24] ont montré que la distribution du signal EMG de surface est hautement non-gaussienne pour des niveaux faibles et élevés de la contraction musculaire maximale volontaire (MVC: maximum voluntary contraction). Cependant, son niveau de Gaussianité est maximum à un MVC de 50%. De plus, une mesure de la linéarité du signal EMG de surface montre qu'il est moins linéaire à un MVC de 50% et plus linéaire à un MVC de 100% [24]. Récemment, il a été montré que le signal EMG de surface tend vers une distribution plus gaussienne avec l'augmentation de la force musculaire [27], [28].

L'évaluation des niveaux de non-Gaussianité et non-linéarité des signaux EMG de surface a été effectuée uniquement sur des signaux enregistrés par des systèmes simples différentiels (SD: single differential) [26-29]. Cependant, pour améliorer la qualité de détection du signal EMG de surface, d'autres systèmes plus complexes ont été proposés [30-32]. Les différences entre eux résident dans la configuration des électrodes du système de détection et dans les poids donnés aux électrodes.

L'objectif de cette thèse est la modélisation des signaux EMG de surface générés dans un volume conducteur cylindrique (le volume conducteur est décrit dans un système de coordonnées cylindrique), non homogène (l'inhomogénéité est due à la différence en conductivité des différentes couches) et multicouche (quatre couches ont été considérées, l'os, le muscle, la graisse et la peau). La non-Gaussianité et la non-linéarité des signaux EMG de surface stationnaires enregistrés par les systèmes de détection LSD (longitudinal single differential), LDD (longitudinal double differential) et NDD (normal double differential) ont

été également étudiées. Dans les travaux de non-Gaussianité et non linéarité cités précédemment, les effets de la configuration des électrodes de détection, la forme des électrodes, la distance inter-électrode, le seuil de recrutement des unités motrices et la fréquence de décharge maximale sur les niveaux de non-Gaussianité et non-linéarité n'ont pas été pris en considération. Il est à noter que seuls les effets du nombre d'unités motrices et des stratégies de fréquences de décharges des unités motrices ont été considérés [27]. Dans cette thèse, les effets de ces cinq paramètres plus l'effet des stratégies de fréquences de décharges des unités motrices sur les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité ont été pris en considération et ont fait l'objet d'une publication [33].

Cette thèse est organisée en cinq chapitres.

Le premier chapitre présente d'abord un bref historique sur l'électromyographie (EMG). Nous avons ensuite décrit l'historique du développement des modèles de génération et de détection du SFAP et la méthode mathématique utilisée dans chaque modèle.

Dans le deuxième chapitre, nous avons décrit les étapes de modélisation du SFAP dans le cas de deux volumes conducteurs multicouche non homogènes et invariants dans l'espace. L'inhomogénéité est due à la différence de la conductivité de différentes couches de chaque volume conducteur. Le premier modèle est planaire constitué par quatre couches (le muscle, la graisse, la peau et l'air) et le second modèle est cylindrique constitué par cinq couches (l'os, le muscle, la graisse, la peau et l'air). Nous avons également analysé et interprété les effets des paramètres anatomiques, physiologiques et du système de détection sur la forme du SFAP simulé.

Dans le troisième chapitre, nous avons décrit un modèle de génération du SFAP dans un volume conducteur composé de deux couches (muscle et graisse). Ce volume conducteur est non homogène et non invariant dans l'espace. L'inhomogénéité du volume conducteur est due à la présence de sphères dans la couche de la graisse avec une conductivité différente à celle de la couche où elles se trouvent. Nous avons aussi analysé et interprété les effets du rayon de la sphère d'inhomogénéité et sa conductivité sur la forme du SFAP modélisé. A la fin de ce chapitre, nous avons comparé le SFAP généré dans le cas de la présence de la sphère d'inhomogénéité et dans le cas de son absence.

Le chapitre 4 constitue la partie principale de cette thèse dont l'objectif est la modélisation du signal EMG de surface. Dans ce chapitre, nous avons modélisé le signal EMG de surface généré dans un volume conducteur cylindrique multicouche non homogène composé des couches de l'os, du muscle, de la graisse et de la peau. La dernière partie du chapitre est

consacrée à l'analyse et l'interprétation des effets de quelques paramètres physiologiques et non physiologiques sur la forme du signal EMG de surface modélisé.

Nous avons appliqué dans le dernier chapitre les outils de traitement de signal biomédical (les statistiques d'ordre supérieur) aux signaux EMG de surface modélisés dans le chapitre 4. En effet, nous avons évalué les effets de la configuration des électrodes de détection, la forme des électrodes de détection, la distance inter-électrodes (IED : inter-electrode distances), l'intervalle de recrutement des unités motrices (RR : Recruitment range), la stratégie de fréquences de décharges des unités motrices (FR : firing rate) et la fréquence de décharge maximale de l'unité motrice (PFR : peak firing rate) sur les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des signaux EMG de surface stationnaires.

La dernière partie de la thèse est une conclusion générale dressant un bilan de l'ensemble des travaux réalisés et présentant quelques perspectives.

Chapitre 1: Etat de l'art de la modélisation du signal EMG de surface

1.1. Bref historique de l'électromyographie (EMG)

Dans ce chapitre, avant de présenter un historique des modèles de génération du signal EMG de surface, on a commencé par un bref historique de l'électromyographie (EMG).

L'EMG exploite les phénomènes électrochimiques produits par les contractions musculaires pour fournir un indice de l'activité musculaire. Les premiers écrits faisant un lien entre le système musculaire et l'activité électrique datent du XVII^{ème} siècle. Ceux-ci relatent les découvertes en 1666 de Francesco Redi qui avait associé la production de chocs électriques émis par un animal marin à un phénomène de nature musculaire. Elles ont été suivies de nombreuses publications dont celle de Luigi Galvani, qui proposa le terme "bioélectricité" pour décrire le phénomène de la contraction du tissu musculaire d'une grenouille lorsqu'elle était soumise à une stimulation électrique [34]. Le chercheur Français Jules-Étienne Marey fut le premier à mesurer l'activité électrique générée par une contraction volontaire chez l'humain grâce à un système d'acquisition qu'il a baptisé «électromyographe» [35]. Aujourd'hui, l'électromyographie (EMG) désigne la technique d'enregistrement des variations de potentiels électriques associés à l'activité neuromusculaire [36].

1.2. Potentiel d'action

D'une manière générale, l'activité musculaire est gérée par le système nerveux central. Au repos, le milieu intracellulaire de la fibre musculaire possède une charge négative (-70 mV à -90 mV) par rapport au milieu extracellulaire. Au moment d'une contraction volontaire, un influx nerveux est tout d'abord transmis du système nerveux central au muscle par l'intermédiaire d'un motoneurone. Ce dernier relâche des neurotransmetteurs au niveau de la plaque motrice. Sous l'effet des neurotransmetteurs, les caractéristiques de perméabilité du sarcolemme sont modifiées en provoquant une variation du gradient électrochimique entre les milieux intra et extracellulaires. Lorsqu'un certain seuil d'excitabilité est atteint, la fibre musculaire devient chargée positivement pour un court moment. Son potentiel électrique passe de -70 mV à $+40\text{ mV}$, tel qu'il est illustré à la figure 1.1. Ce phénomène prend le nom de potentiel d'action. Ce potentiel d'action se propage rapidement de la plaque motrice aux deux extrémités de la fibre musculaire. Les variations du gradient électrochimique provoquent

le relâchement d'ions calcium (Ca^{2+}), ce qui permet ultimement le raccourcissement des fibres musculaires sous l'action de leurs unités contractiles [36].

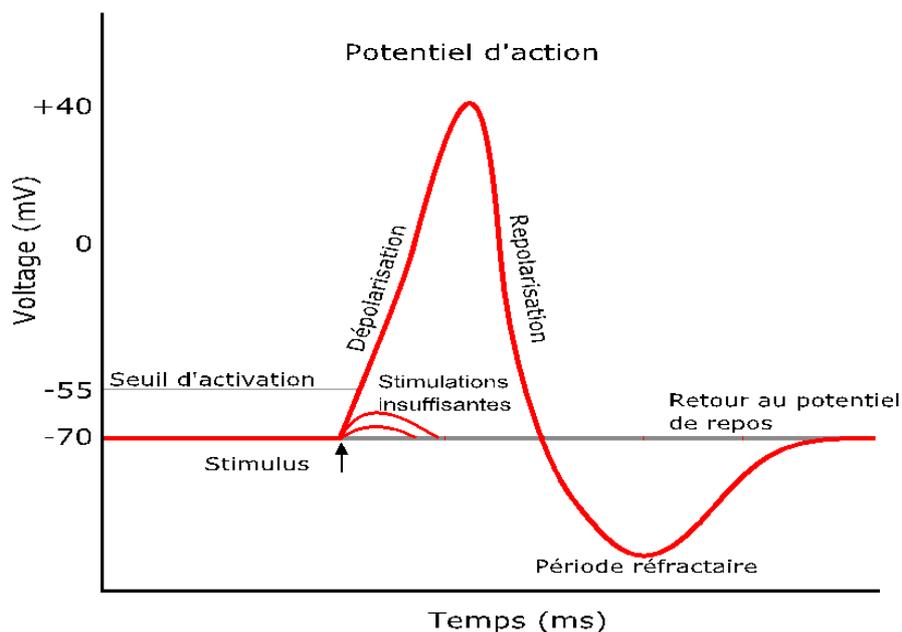


Fig. 1. 1. Formation d'un potentiel d'action. Des stimulations insuffisantes (variations de 15 mV) ne permettent pas d'initier un potentiel d'action. Lorsque la stimulation est suffisante, il y a formation d'un potentiel d'action : le gradient électrique passe rapidement de -70 à $+40$ mV. Une période réfractaire où la cellule est dite « hyperpolarisée » suit immédiatement la formation du potentiel d'action [34].

1.3. Objectifs de la modélisation du signal EMG

L'électromyogramme de surface (sEMG) contient beaucoup d'informations concernant la l'anatomie et la physiologie du muscle et les phénomènes qui accompagnent la contraction musculaire. De ce fait, l'analyse du signal sEMG a une grande importance dans la compréhension de la contraction musculaire [1].

La modélisation du signal sEMG permet de lier les paramètres physiologiques internes (ex : fréquences de décharges des unités motrices recrutées, vitesses de conduction, etc.) avec les résultats simulés (sEMG) pour analyser l'influence de ces paramètres sur le signal sEMG. La modélisation est un moyen utile pour faire une investigation complète du signal sEMG et relier ses paramètres aux propriétés du muscle. En outre, le modèle peut aider à l'identification des différents événements physiologiques contribuant à la génération du signal sEMG, depuis l'impulsion nerveuse jusqu'au filtrage dû à la peau et aux électrodes de détection. L'intérêt majeur d'un modèle est de donner la possibilité de contrôler les paramètres physiologiques pour étudier leurs effets individuels ou leur effet global sur le signal simulé [1].

La simulation des signaux sEMG a trouvé des applications importantes dans l'estimation des variables physiologiques, dans le choix du système de détection, dans la conception et le test des algorithmes d'extraction de l'information. Elle a été également destinée à des fins didactiques et d'une manière générale à une compréhension plus profonde des mécanismes physiologiques de la contraction musculaire et l'interprétation des résultats expérimentaux de l'EMG [3].

Dans ce chapitre, nous décrivons les différents modèles de volume conducteur proposés dans la littérature pour simuler le signal EMG de surface. Tous ces modèles ont commencé tout d'abord par la simulation du potentiel d'action d'une fibre musculaire (SFAP).

1.4. Modèles de génération du signal EMG de surface

L'algorithme de simulation du signal EMG de surface commence en premier lieu par la simulation du SFAP. Pour cela, avant de modéliser le potentiel d'action d'une unité motrice (MUAP), le train du MUAP et le signal EMG, il est nécessaire de modéliser le SFAP.

Plusieurs modèles de génération et de détection du SFAP ont été proposés dans le passé [6-12], [16], [18]. D'une manière générale, la différence entre ces modèles réside dans la description de la géométrie du modèle du volume conducteur. Deux géométries de modèles du volume conducteur ont été considérées. La première géométrie est planaire (Fig. 1.2a, 1.2b et 1.2c) et la seconde géométrie est cylindrique (Fig. 1.2d, 1.2e, 1.2f, 1.2g et 1.2h) [5]. Avec la même géométrie (planaire ou cylindrique), la différence majeure entre un modèle de volume conducteur et un autre modèle est le nombre de couches et l'arrangement des fibres musculaires par rapport à l'orientation des électrodes de détection. Cette arrangement peut être linéaire (Fig. 1.2a, Fig. 1.2d et Fig. 1.2e), circulaire (Fig. 1.2f), uni-penné (Fig. 1.2b), bipenné (Fig. 1.2c et Fig. 1.2h) ou curvilinéaire (Fig. 1.2g).

Le volume conducteur a été décrit par des approches analytiques [6-12] et des approches numériques [16-18] dans des systèmes de coordonnées cartésien [9], [10] et dans des systèmes de coordonnées cylindrique [6], [11], [12]. Le volume conducteur est considéré comme un milieu homogène, isotrope et infini [8], [37], multicouche planaire [10], [32] et multicouche cylindrique [6], [11], [12], avec une inhomogénéité locale [14], ou avec une inhomogénéité distribuée [38], ou avec une inhomogénéité dans le cas du muscle bipenné (un muscle avec des fibres inclinées par rapport à la surface de détection) [13], ou avec une inhomogénéité dans le cas du muscle avec un arrangement triangulaire des fibres musculaires

[15] ou avec une inhomogénéité dans le cas du muscle avec un os superficiel ou avec un vaisseau sanguin [3].

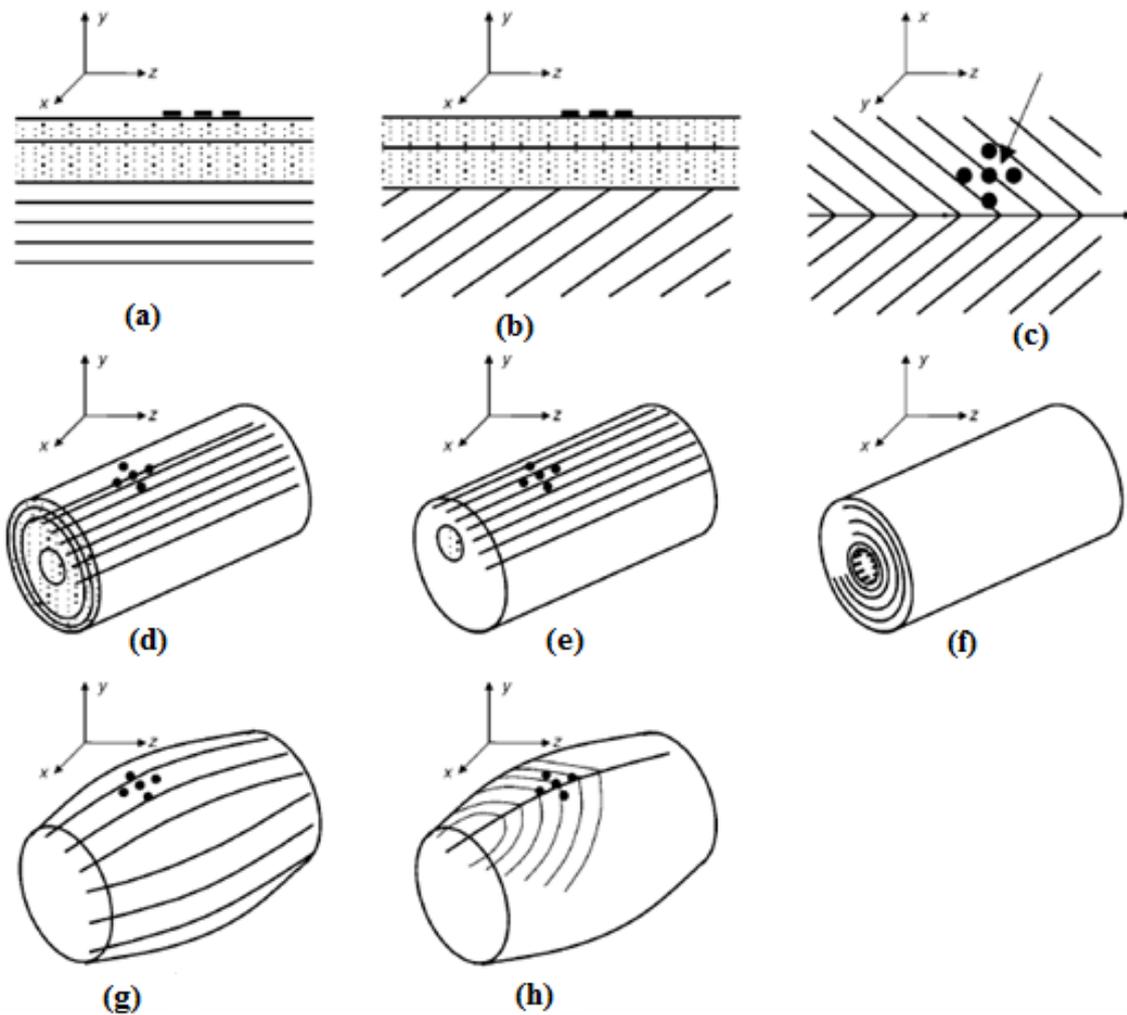


Fig. 1. 2. Exemples de modèles de volumes conducteurs planaires (a, b, c) et cylindriques (d, e, f, g, h) avec différentes géométries et tenseurs de conductivités [5].

1.4.1. Simulation analytique du SFAP

Les solutions analytiques peuvent être obtenues seulement dans des cas spécifiques, tandis que les méthodes numériques sont nécessaires lorsque des conditions complexes sont considérées. Cependant, les solutions analytiques sont valables pour les raisons suivantes [5]:

- Pour déterminer la dépendance théorique de la solution sur des paramètres spécifiques du système.
- Pour vérifier l'exactitude des méthodes numériques.
- Pour réduire le temps de calcul.

Pour ces raisons, il est important de se concentrer sur les solutions analytiques lorsque cela est faisable et d'appliquer les méthodes numériques uniquement lorsque la géométrie du volume

conducteur et les propriétés de son tenseur de conductivité sont trop complexes. De plus, l'utilisation des méthodes numériques complexes et longues doit être justifiée par des applications qui exigent une complexité accrue par rapport à une solution analytique (parmi les avantages des méthodes analytiques est la rapidité et la précision). Il est donc primordial de prévoir comment une description plus détaillée du volume conducteur peut avoir un impact sur les questions de recherche spécifiques impliquées [5].

La simulation du SFAP par des méthodes analytiques est basée sur la relation entre la densité de courant de source, le volume conducteur (les tissus qui séparent les fibres musculaires et les électrodes de détection) et le système de détection [5].

Gootzen, 1991 [6] a proposé un modèle de génération du SFAP dans un volume conducteur cylindrique non homogène constitué par une couche anisotrope interne (le muscle) et une couche isotrope externe (la graisse). Dans tel modèle, le potentiel électrique à un point d'observation (r, z) résultant d'une distribution de source le long d'une fibre musculaire est égal à l'intégrale de la distribution de la densité de courant de source multipliée par la fonction de pondération du volume :

$$\phi(r, z) = \int_{-L}^L I(s)W(r, z, s)ds \quad (1.1)$$

où r et z représentent respectivement les coordonnées radiale et axiale du point d'observation, s est la location des sources le long de la fibre musculaire de longueur $2L$, I est la distribution de la densité de courant de la source et W est la fonction de pondération du volume conducteur.

Dimitrov et Dimitrova, 1998 [7] ont calculé le potentiel d'action d'une unité motrice (MUAP) comme étant la convolution entre la première dérivée du potentiel d'action intracellulaire (IAP: intracellular action potential) et la réponse impulsinnelle d'un système linéaire et invariant dans le temps. Autrement dit, le signal d'entrée de ce système est la première dérivée du IAP et son signal de sortie est le MUAP. Dans tel modèle, la réponse impulsinnelle du système est la somme des potentiels produits par N paires de dipôles (un dipôle représente la première dérivée du IAP) propagés à partir des plaques motrices jusqu'aux tendons droit et gauche des fibres musculaires.

Merletti et al., 1999 [8] ont modélisé le MUAP généré dans un volume conducteur planaire non homogène et anisotrope où seulement la couche du muscle a été prise en considération (pas de couches sous-cutanés). L'unité motrice est considérée comme un cylindre contenant un ensemble de fibres musculaires. Dans un tel modèle, les effets de la configuration des électrodes, la location des électrodes entre la jonction neuromusculaire et les tendons

proximal et distal, la distance inter-électrode, l'inclinaison des électrodes par rapport à la direction des fibres musculaires, le rapport d'anisotropie du tissu musculaire et la densité de courant de la source sur la forme du MUAP étaient analysés.

Farina and Rainoldi, 1999 [9] ont développé un modèle de génération du SFAP dans un volume conducteur planaire multicouche (muscle, graisse, peau et air). Dans ce modèle, les distributions des potentiels aux niveaux du muscle, de la graisse et de la peau ont été calculées en utilisant la technique de filtrage spatial 2D. Dans cette méthode, la distribution du potentiel d'action dans chaque couche est calculé dans le domaine fréquentiel spatial 2D par la multiplication de la transformée de Fourier de la densité de courant de la source par la fonction de transfert du volume conducteur. L'objectif principal du travail était de compenser les effets des couches isotropes (graisse et peau) sur l'atténuation de la distribution du potentiel d'action sur la surface du muscle. Ces effets ont été partiellement compensé par l'utilisation des filtres passe haut.

Farina and Merletti, 2001 [10] ont proposé un modèle de génération du SFAP dans un volume conducteur planaire non homogène et multicouche constitué par le muscle, la graisse et la peau. Il s'agit du même modèle proposé dans [9] du point de vue géométrie. Cependant, ce modèle [10] est le premier modèle qui prend en considération les effets des paramètres anatomiques (la profondeur des fibres dans le muscle, les épaisseurs de la graisse et de la peau, etc.), des paramètres physiologiques (les conductivités des différentes couches du volume conducteur) et du système de détection (la forme et les dimensions des électrodes, la configuration des électrodes, la distance inter-électrode et l'inclinaison des fibres par rapport à la surface de détection) sur la distribution du potentiel d'action de surface. La distribution du potentiel d'action de surface en [10] dans le domaine fréquentiel spatial 2D a été calculée comme étant le produit de la transformée de Fourier de la densité de courant de la source (la densité de courant de la source est proportionnelle à la dérivée seconde du IAP) et la fonction de transfert globale. La fonction de transfert globale est le produit de la fonction de transfert du volume conducteur et la fonction de transfert du système de détection. La fonction de transfert du système de détection prend en considération la configuration des électrodes, la distance inter-électrodes, l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au système de détection ainsi que la forme et les dimensions des électrodes de détection.

Blok et al., 2002 [11] avaient modélisé le SFAP généré dans un modèle de volume conducteur cylindrique multicouche non homogène constitué par les couches de muscle (anisotrope), de la graisse (isotrope) et de la peau (isotrope). Dans ce modèle, le SFAP est calculé analytiquement de la même façon que dans [6]. La différence entre les deux modèles réside

essentiellement dans le nombre de couches : dans [6], le nombre de couches était deux (muscle et graisse) et dans [11], le nombre de couches était trois (muscle, graisse et peau).

Farina et al., 2004 [12] avaient développé un modèle de génération du SFAP dans un volume conducteur cylindrique multicouche constitué par l'os (isotrope), le muscle (anisotrope), la graisse (isotrope) et la peau (isotrope). Dans ce modèle, la méthode de calcul du SFAP est la même que celle développée dans [10] (la technique de filtrage spatial 2D). La différence principale entre les deux modèles réside dans le système de coordonnées qui est planaire dans [10] et cylindrique dans [12]. En plus, le modèle proposé dans [12] est valable pour le cas des muscles avec des fibres musculaires parallèles (sa géométrie est linéaire) et pour le cas des muscles avec des fibres musculaires circulaires (cas du muscle sphincter).

La plupart des modèles de génération des signaux sEMG proposés avant l'année 2004 considéraient que le volume conducteur est invariant dans l'espace dans la direction de propagation des potentiels d'action. Cependant, cela peut ne pas être le cas dans la pratique en raison d'inhomogénéités tissulaires locales [13].

Quelques volumes conducteurs sont inhomogènes où l'inhomogénéité est due à la présence des groupes de fibres musculaires ayant des orientations différentes [13]. D'autres volumes conducteurs sont non-homogènes où les inhomogénéités sont introduites par la présence de sphères de conductivités différentes par rapport au tissu où elles se trouvent (cas de présence de sphères dans la couche de la graisse) [14]. Certains volumes conducteurs possèdent un tissu musculaire homogène et anisotrope mais avec une couche sous-cutanée inhomogène et isotrope. L'inhomogénéité de la couche sous-cutanée est modélisée comme une variation lisse de la conductivité le long de la direction des fibres musculaires [38]. Un autre modèle de volume conducteur non homogène avec un modèle de muscle triangulaire (l'arrangement des fibres musculaires dans la couche du muscle forme un triangle), c'est-à-dire un muscle à fibres disposées en éventail. Des exemples de muscles triangulaires dans le corps humain sont le deltoïde, le pectoral majeur, le trapèze, l'adducteur du pouce [15].

Enfin, on peut avoir un volume conducteur non homogène où l'os est superficiel (par exemple : cas de l'os tibial, de la colonne vertébrale et des os de l'avant-bras). Les fibres musculaires sont considérées parallèles aux axes de l'os, de sorte que le modèle est non invariant dans l'espace dans la direction de propagation du potentiel d'action. De plus, ce modèle de volume conducteur est non homogène à cause de la présence d'une structure semi-cylindrique anatomique située dans la couche musculaire (Il s'agit d'un modèle d'os ou de vaisseau sanguin superficiel) [3].

1.4.2. Simulation numérique du SFAP

Des problèmes complexes peuvent être obtenus soit par la considération d'une géométrie compliquée, soit par un tenseur de conductivité complexe. Dans de tels cas, une solution analytique est difficile à obtenir et une technique entièrement numérique est nécessaire. La méthode de différences finis (FDM) substitue les opérateurs différentiels avec des différences entre les points d'échantillonnage. Cette méthode est très simple à mettre en œuvre et trouve des applications dans lesquelles la géométrie du volume conducteur n'est pas très compliquée. La méthode des éléments finis (FEM) est possible pour les problèmes dans lesquels la géométrie est compliquée. Il est basé sur une formulation intégrale simple de l'équation différentielle partielle (PDE) à résoudre, en convertissant le problème original en la solution d'un système d'équations obtenu par projection du problème continu en un ensemble discret de fonctions de base. Un exemple de tissu ayant une géométrie et une conductivité compliquées est le muscle fusiforme. Ce muscle a une conductivité variant point par point en raison des arrangements curvilignes des fibres musculaires (voir la figure 1.3).

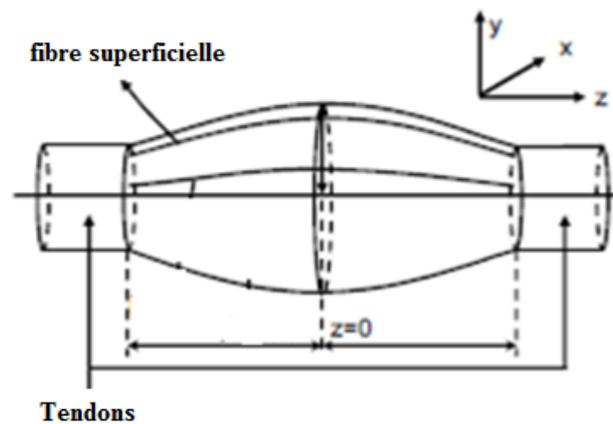


Fig. 1. 3. Un modèle de muscle fusiforme avec un arrangement curvilinéaire des fibres musculaires [19].

Le manque d'invariance dans le sens de propagation du potentiel d'action intracellulaire peut être dû à des changements de conductivité (par exemple dans le cas des muscles à fibres bipennés [13] ou dans le cas des muscles avec une inhomogénéité locale [14] ou une inhomogénéité due à la géométrie du volume conducteur [5]). Dans ce cas, les distributions du potentiel d'action de surface générées par une source située à différents endroits le long de la direction de propagation du potentiel d'action intracellulaire sont de formes différentes et non pas simplement des versions translattées de la même solution que pour les systèmes invariants dans l'espace. Par conséquent, les solutions analytiques des systèmes non invariants dans l'espace sont généralement très complexes. Pour cette raison, seules quelques solutions spécifiques pour des systèmes non invariants dans l'espace ont été dérivées. Les systèmes non

invariants dans l'espace ne peuvent être généralement étudiés avec des approches analytiques et nécessitent donc des techniques numériques [17].

Plusieurs modèles de simulation du SFAP en utilisant des méthodes numériques ont été proposés dans le passé [16-18]. Pour les trois travaux cités précédemment, la méthode numérique utilisée est la méthode des éléments finis. L'équipe de Lowery et al., 2002 [16], ont utilisé la méthode des éléments finis (FEM) pour calculer le potentiel d'action dans un membre cylindrique idéalisé en raison d'une fibre musculaire située dans le tissu musculaire. Le volume conducteur de ce modèle a été divisé en des ensembles d'éléments linéaires tétraédriques et quadrilatéraux (ça dépend du type de maillage utilisé). Chaque ensemble d'éléments correspondait à un type de tissu différent dans le modèle. Des éléments de très petite taille ont été utilisés pour mailler les zones entourant les régions d'intérêt pour faciliter un niveau élevé de précision là où cela est nécessaire, alors qu'une résolution plus grossière a été utilisée ailleurs dans le modèle. Le potentiel électrique a ensuite été calculé aux nœuds situés aux sommets des éléments. Avec ce modèle, les auteurs ont observé que l'amplitude et la fréquence du potentiel d'action de surface avaient augmenté lorsque la couche externe d'un modèle de muscle homogène était remplacée par une peau ou un tissu adipeux hautement résistif.

Mesin et al. 2006 [17] ont développé un modèle d'éléments finis pour la génération du SFAP dans un muscle subissant divers degrés de raccourcissement de fibre. Le muscle était supposé fusiforme avec des fibres musculaires suivant un arrangement curviligne. Différents degrés de raccourcissement de la fibre sont simulés en modifiant les paramètres du chemin des fibres et en maintenant le volume du muscle constant. Le tenseur de conductivité est adapté à l'orientation des fibres musculaires. Dans chaque point du volume conducteur, la conductivité du tissu musculaire dans la direction de la fibre est plus grande que dans la direction transversale. Ainsi, le tenseur de conductivité change point par point avec un raccourcissement de la fibre s'adaptant aux chemins de la fibre. Les auteurs de ce travail avaient conclu que le modèle est innovant par rapport aux approches proposés précédemment puisqu'il fournit pour la première fois la description du tenseur de conductivité musculaire en fonction de l'orientation des fibres musculaires lors du raccourcissement. Ainsi, ce modèle constitue un outil important pour interpréter les caractéristiques des signaux EMG de surface dans des tâches dynamiques.

Teklemariam et al., 2016 [18] ont appliqué la méthode des éléments finis sur un modèle de volume conducteur à trois couches (muscle, graisse et peau) dont l'objectif est d'explorer différentes conceptions d'électrodes. Leur travail a été basé sur l'idée suivante : les électrodes

bipolaires sont typiquement utilisées pour l'enregistrement du signal sEMG et la majorité des muscles ont des fibres musculaires pennées ou curvilinéaires, ce qui implique que ce n'est pas toujours facile d'aligner les électrodes bipolaires le long de la direction des fibres musculaires. Les auteurs ont conclu que le modèle développé permet d'évaluer les effets combinés de la configuration des électrodes et de l'architecture musculaire. De plus, il peut être utilisé pour fournir un aperçu de l'impact des changements dans l'angle de pennation musculaire, sur l'activité sEMG mesurée.

1.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré que pour modéliser le signal EMG de surface, il est tout d'abord nécessaire de modéliser le SFAP en utilisant des méthodes analytiques ou des méthodes numériques. Historiquement, la modélisation du SFAP eut commencé par la considération des modèles de volumes conducteurs invariants dans l'espace (le potentiel d'action intracellulaire se propage le long de la fibre musculaire sans changement de sa forme) ensuite ses géométries (les volumes conducteurs) deviennent de plus en plus complexes. Cette complexité est due essentiellement à l'inhomogénéité de l'un des couches du volume conducteur (cas des volumes conducteurs non invariants dans l'espace). L'inhomogénéité du volume conducteur est due soit à l'arrangement des fibres musculaires par rapport à l'orientation des électrodes de détection (arrangement curvilinéaire des fibres, arrangement triangulaire, cas des fibres bipennés, etc.) soit au changement de la conductivité de l'un des couches isotropes dans la direction de propagation du potentiel d'action intracellulaire. L'inhomogénéité du volume conducteur peut être aussi due aux couches qui le constitue et qui peuvent être composées par des éléments de natures différentes (air, peau, graisse, muscle, os).

Dans le chapitre 2, nous allons décrire mathématiquement deux modèles de génération du SFAP dans des volumes conducteurs non homogènes où l'homogénéité est due aux différentes conductivités de ses couches (cas du volume conducteur planaire multicouche [10] et du volume conducteur cylindrique multicouche [12]).

Dans le chapitre 3, nous allons décrire mathématiquement un modèle de génération du SFAP dans un volume conducteur non homogène où l'inhomogénéité se présente dans l'une de ses couches (cas de l'inhomogénéité de la couche de la graisse [14]).

Chapitre 2 : Modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur invariant dans l'espace

2.1. Introduction

Les modèles mathématiques sont généralement de fortes simplifications de la réalité. Cela est certainement vrai dans le cas de la simulation des systèmes biologiques ou physiologiques, car ils sont tellement compliqués. Les approches peuvent être prises à différents niveaux. Quelques modèles de génération du signal EMG de surface (sEMG) sont phénoménologiques en imitant le signal sous certaines conditions, mais sans modéliser les lois déterministes sous-jacentes régissant le système à partir duquel il est mesuré [19].

Avant de modéliser le signal sEMG qui est l'objectif principal de cette thèse, il est nécessaire de modéliser premièrement le potentiel d'action d'une seule fibre musculaire (SFAP) qui est la composante élémentaire du signal sEMG. Plusieurs modèles de génération et de détection du SFAP ont été proposés [6], [10-15]. La différence entre ces modèles réside dans la géométrie (planaire ou cylindrique, homogène ou non homogène, etc.) considérée du volume conducteur et dans le nombre de ses couches. Dans ce chapitre, nous allons décrire deux modèles de génération du SFAP, le premier modèle est de géométrie planaire [10] et le second modèle est de géométrie cylindrique [12].

2.2. Modèles de génération du SFAP

Nous allons décrire les étapes de modélisation du SFAP généré dans un modèle de volume conducteur planaire [10] et dans un modèle de volume conducteur cylindrique [12]. Quelque soit le modèle considéré, les étapes à suivre pour la modélisation sont :

- La description mathématique du volume conducteur.
- La modélisation du système de détection
- La description du phénomène de génération, propagation et extinction du potentiel d'action intracellulaire (IAP) [5].

2.2.1. Modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur planaire

Dans la technique du filtrage spatial bidimensionnel (2D), le volume conducteur et le système de détection sont considérés comme un filtre spatial 2D où le signal d'entrée est la transformée de Fourier de la densité de courant de la source et le signal de sortie est le SFAP [10].

2.2.1.1. Description du volume conducteur

Dans cette section, nous allons considérer que le volume conducteur est un milieu planaire, multicouche, non homogène, anisotrope et invariant dans l'espace constitué par le muscle, la graisse et la peau (Fig. 2.1). Ce volume conducteur est décrit par une fonction de transfert dans le domaine fréquentiel spatial 2D (équations 2.1, 2.2 et 2.3) [9], [10].

Dans le cas où le volume conducteur est constitué par une seule couche (le muscle), la fonction de transfert est donnée par la relation suivante :

$$H_{vc}(k_x, k_z, y_0) = \frac{e^{-k_y a |y_0|}}{\sigma_{mt}} \cdot \frac{(1+R_c)\cosh(k_y(h_1+d)) + (1-R_c)\cosh(k_y(h_1-d))}{(1+R_c)\cosh(k_y(h_1+d))\alpha(k_y(h_1+d)) + (1-R_c)\cosh(k_y(h_1-d))\alpha(k_y(h_1-d))} \quad (2.1)$$

Dans le cas où le volume conducteur est constitué par deux couches (le muscle et la graisse), la fonction de transfert est donnée par la relation suivante :

$$H_{vc}(k_x, k_z, y_0) = \frac{2e^{-k_y a |y_0|}}{\sigma_{mt}} \cdot \frac{\cosh(k_y d)}{(1+R_c)\cosh(k_y(h_1+d))\alpha(k_y(h_1+d)) + (1-R_c)\cosh(k_y(h_1-d))\alpha(k_y(h_1-d))} \quad (2.2)$$

Dans le cas où le volume conducteur est constitué par trois couches (le muscle, la graisse et la peau), la fonction de transfert est donnée par la relation suivante :

$$H_{vc}(k_x, k_z, y_0) = \frac{2e^{-k_y a |y_0|}}{\sigma_{mt}} \cdot \frac{1}{(1+R_c)\cosh(k_y(h_1+d))\alpha(k_y(h_1+d)) + (1-R_c)\cosh(k_y(h_1-d))\alpha(k_y(h_1-d))} \quad (2.3)$$

où d est l'épaisseur de la couche de la peau, h_1 est l'épaisseur de la couche de la graisse, y_0 est profondeur de la fibre dans le muscle,

$R_c = \frac{\sigma_s}{\sigma_f}$: le rapport entre les conductivités des couches de la peau et de la graisse.

$R_m = \frac{\sigma_f}{\sigma_{ml}}$ est le rapport entre les conductivités des couches de la graisse et du muscle dans la direction longitudinale,

$R_a = \frac{\sigma_{ml}}{\sigma_{mt}}$ est le rapport entre les conductivités des couches du muscle dans les directions longitudinale et transversale.

$\alpha(K_y) = K_{ya} + R_m K_y \operatorname{tgh}(K_y)$, $K_y = \sqrt{(K_x)^2 + (K_z)^2}$ et $K_{ya} = \sqrt{(K_x)^2 + R_a (K_z)^2}$.

où K_x et K_z sont les fréquences angulaires spatiales dans les directions transversale et longitudinale par rapport à l'orientation de la fibre musculaire.

2.2.1.2. Description du système de détection

En utilisant la technique du filtrage spatial 2D, le système de détection est la combinaison entre le filtre spatial et la forme et les dimensions des électrodes de détection. Il est constitué par des filtres spatiaux unidimensionnels (1D) ou bidimensionnels (2D) avec des électrodes physiques (électrodes avec forme et dimensions) [2].

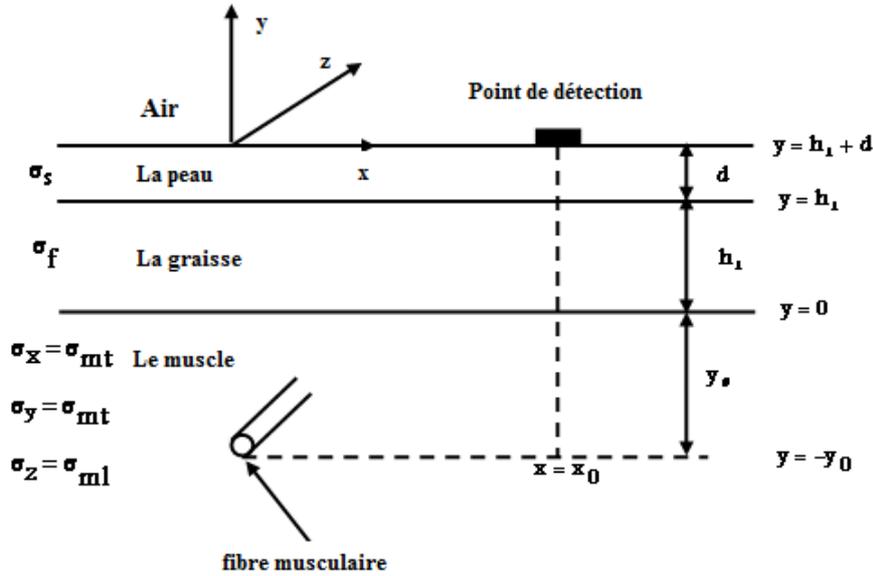


Fig. 2. 1. Modèle de volume conducteur planaire constitué par les couches de muscle (anisotrope), de la graisse (isotrope) et de la peau (isotrope). Les directions x et y sont transversales par rapport à la direction des fibres musculaires et la direction z est la direction longitudinale [10].

Dans le cas des systèmes de détection 1D, les électrodes sont arrangées soit longitudinalement soit transversalement par rapport à la direction des fibres musculaires. Cependant, dans le cas des systèmes de détection 2D, les électrodes sont arrangées d'une manière symétrique par rapport au centre du système de détection. Les systèmes utilisés pour la détection du signal EMG de surface sont : Longitudinale Simple Différentiel (LSD), Longitudinale Double Différentiel (LDD), Transversale Simple Différentiel (TSD), Transversale Double Différentiel (TDD), Normal Double Différentiel (NDD), Inverse Rectangle (IR), Inverse Binomial d'ordre 2 (IB2), Maximum Kurtosis Filtre (MKF) et Bi-Transversal Double Différentiel (BiTDD), le système à un seul anneau concentrique (1RG), le système à deux anneaux concentriques (2RGs) et le système à trois anneaux concentriques (3RGs) [31], [39-41].

Dans le cas des électrodes ponctuelles, le système de détection est décrit par une fonction de transfert dans le domaine fréquentiel spatial 2D [10] :

$$H_{sf}(k_x, k_z) = \sum_{i=-m}^{n-1} \sum_{r=-u}^{v-1} a_{ir} e^{-jk_x i d_x} e^{-jk_z r d_z} \quad (2.4)$$

m, n représentent le nombre de colonnes à droite et à gauche du centre de la matrice d'électrodes, u, v représentent le nombre de lignes avant et après le centre de la matrice

d'électrodes. a_{ir} sont les poids données aux électrodes. d_x est la distance inter-électrode dans la direction x . d_z est la distance inter-électrode dans la direction z .

La figure 2.2 montre la configuration des électrodes de détection selon les systèmes 1D et 2D. Parmi ces systèmes, on distingue les systèmes hautement anisotropes (LSD, LDD, TSD, TDD, BiTDD et MKF) qui sont très sensible à la direction des fibres musculaires, les systèmes presque isotropes (NDD, IR et IB2) qui sont moins sensible à la direction des fibres musculaires et les systèmes purement isotropes (1RG, 2RGs et 3RGs) qui ne sont pas sensible à la direction des fibres musculaires (des systèmes invariants par rotation).

Dans la technique du filtrage spatial 2D, la forme et les dimensions des électrodes de détection ont été aussi décrit par des fonctions de transfert dans le domaine fréquentiel spatial 2D. Dans ce travail de thèse, dans le cas d'un volume conducteur planaire, quatre formes d'électrodes ont été considérés : les électrodes de forme circulaire, elliptique et rectangulaire [10] et les électrodes en anneaux concentriques comme décrit dans [32].

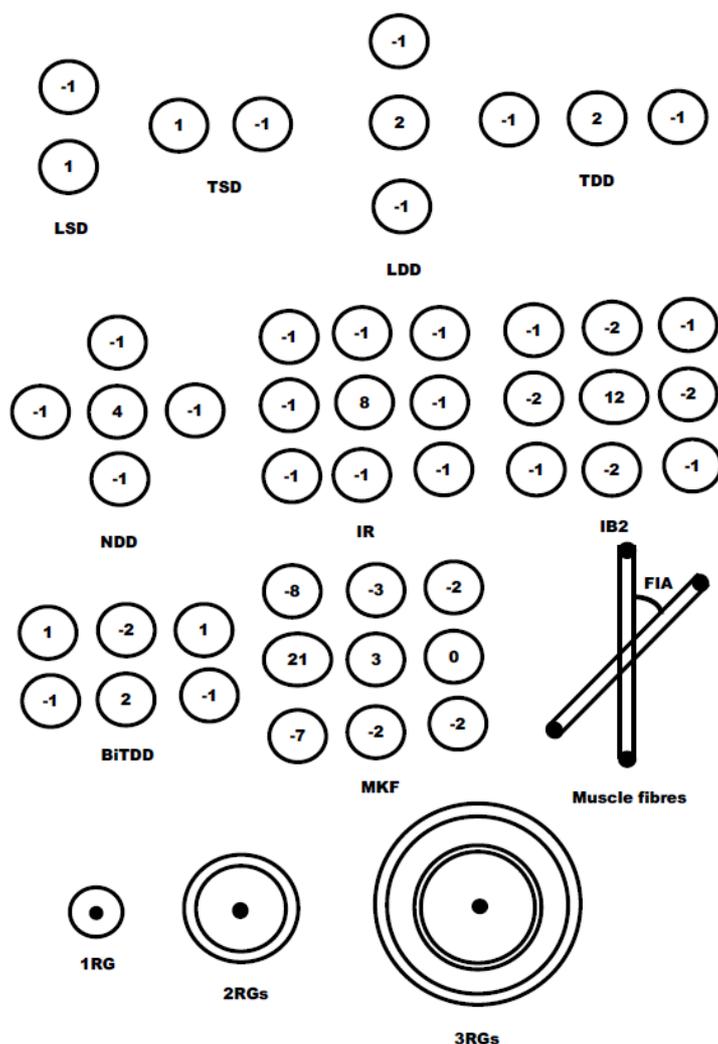


Fig. 2. 2. Les systèmes utilisés pour la détection non invasive des signaux EMG de surface.

La fonction de transfert des électrodes de forme elliptique est donnée par la relation suivante [10] :

$$H_{Ellip}(k_x, k_z) = \begin{cases} 2 \cdot \frac{J_1(\sqrt{(aK_x)^2 + (bK_z)^2})}{\sqrt{(aK_x)^2 + (bK_z)^2}} & (K_x, K_z) \neq (0,0) \\ 1 & (K_x, K_z) = (0,0) \end{cases} \quad (2.5)$$

où a et b représentent respectivement le petit et le grand axes de l'électrode elliptique.

La fonction de transfert des électrodes de formes circulaires est un cas particulier de la fonction de transfert des électrodes de forme elliptiques lorsque $a = b = r$. Elle est donnée par la relation suivante [10] :

$$H_{Circ}(k_x, k_z) = \begin{cases} 2 \cdot \frac{J_1(r\sqrt{(K_x)^2 + (K_z)^2})}{r\sqrt{(K_x)^2 + (K_z)^2}} & (K_x, K_z) \neq (0,0) \\ 1 & (K_x, K_z) = (0,0) \end{cases} \quad (2.6)$$

où $J_1(h)$ est la fonction de Bessel d'ordre 1 de première espèce. K_x et K_z sont les fréquences angulaires spatiales dans les directions transversal et longitudinale. r est le rayon de l'électrode circulaire.

La fonction de transfert des électrodes de formes rectangulaires est donnée par la relation suivante [10] :

$$H_{rect}(K_x, K_z) = \text{sinc}\left(\frac{K_x a}{2\pi}\right) \text{sinc}\left(\frac{K_z b}{2\pi}\right) \quad (2.7)$$

où a et b sont les axes de l'électrode rectangulaire.

La fonction de transfert des systèmes en anneaux concentriques est donnée par la relation suivante [32] :

$$H_{Anneaux}(K_x, K_z) = \begin{cases} \frac{2}{(r_2^2 - r_1^2)} \left[r_2 \frac{J_1(r_2 K_y)}{K_y} - r_1 \frac{J_1(r_1 K_y)}{K_y} \right] & K_y \neq 0 \\ 1 & K_y = 0 \end{cases} \quad (2.8)$$

r_1 et r_2 sont les rayons interne et externe de l'anneau. $K_y = \sqrt{(K_x)^2 + (K_z)^2}$ et $J_1(h)$ est la fonction de Bessel d'ordre 1 de première espèce.

Lorsqu'on combine la fonction de transfert du système de détection avec les électrodes ponctuelles, la fonction de transfert décrivant la forme et les dimensions des électrodes de détection, la fonction de transfert globale du système de détection devient :

$$H_{ele}(K_x, K_z) = \sum_{i=-m}^{n-1} \sum_{r=-\omega}^{h-1} a_{ir} H_{size}^{ir}(K_x, K_z) e^{-jK_x i d_x} e^{-jK_z r d_z} \quad (2.9)$$

$H_{size}^{ir}(K_x, K_z)$ est la fonction de transfert qui décrit la forme et la dimension de l'électrode (ir).

Dans le cas particulier où les électrodes ont la même forme, la fonction de transfert du système de détection est le produit de la fonction de transfert du système de détection avec

des électrodes ponctuelles et la fonction de transfert décrivant la forme et les dimensions des électrodes de détection [10].

L'inclinaison des fibres dans le plan de la peau peut être modélisée par la rotation du système de détection. La transformée de Fourier 2D de la rotation d'une fonction 2D est la rotation de la transformée de Fourier de la fonction, l'inclinaison des fibres peut donc être incluse dans la rotation de la fonction de transfert décrite par l'équation (2.9) [10].

$$H_{sys_det}(K_x, K_z, \theta) = H_{sys_det}(K_x \cos \theta - K_z \sin \theta, K_x \sin \theta + K_z \cos \theta) \quad (2.10)$$

où θ est l'angle d'inclinaison des fibres.

L'équation (2.10) représente la fonction de transfert globale du système de détection. Par cette fonction, on peut introduire l'effet de la configuration des électrodes, l'effet de la distance inter-électrode, l'effet de la forme et les dimensions des électrodes de détection ainsi que l'effet de l'inclinaison des fibres musculaires.

2.2.1.3. Description de la densité de courant de la source

La densité de courant de la source est proportionnelle à la dérivée seconde du potentiel d'action intracellulaire (IAP) [16].

$$I_m(z) = \frac{\sigma_i \pi d^2}{4} \cdot \frac{d^2 V_m(z)}{dz^2} \quad (2.11)$$

d est le diamètre de la fibre, σ_i est la conductivité du milieu intracellulaire la fibre et $V_m(z)$ est le potentiel d'action intracellulaire.

Le IAP est décrit mathématiquement dans le domaine spatial par [42]:

$$V_m(z) = \begin{cases} Az^3 e^{-z} + B, & z > 0 \\ 0, & z \leq 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

V avec $A=96 \text{ mV} \cdot \text{mm}^{-3}$ et $B=-90 \text{ mV}$.

La figure 2.3 montre l'IAP (Fig. 2.3a) et la densité de courant de la source (Fig. 2.3b).

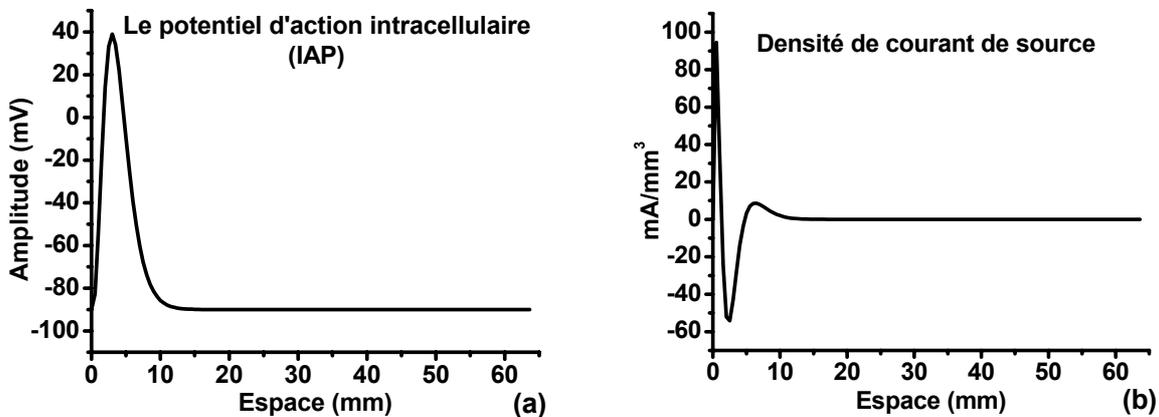


Fig. 2. 3. (a) IAP. (b) La densité de courant de la source.

Après la stimulation la fibre musculaire, deux densités de courant de source sont générés au niveau de la jonction neuromusculaire (NMJ) et se propagent le long de la fibre musculaire dans deux directions opposées et s'éteignent aux niveaux des tendons droit et gauche, respectivement. Ce phénomène est décrit par l'équation mathématique suivante [10] :

$$i(z, t) = \frac{d}{dz} \left[\psi(z - z_i - v \cdot t) P_{L_1} \left(z - z_i - \frac{L_1}{2} \right) - \psi(-z + z_i - v \cdot t) P_{L_2} \left(z - z_i + \frac{L_2}{2} \right) \right] \quad (2.13)$$

$\psi(z)$ est la première dérivée de $V_m(-z)$

$$P_L(z) = \begin{cases} 1 & \text{pour } -\frac{L}{2} \leq z \leq \frac{L}{2} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.14)$$

z_i est la position de la jonction neuromusculaire

L_1 et L_2 sont les demi-longueurs de la fibre à partir de la jonction neuromusculaire jusqu'aux tendons droit et gauche respectivement.

Le phénomène décrit par l'équation (2.13) est montré dans la figure 2.4. Cette figure montre que la première dérivée des IAPs se propage le long de la fibre comme une fonction spatio-temporelle.

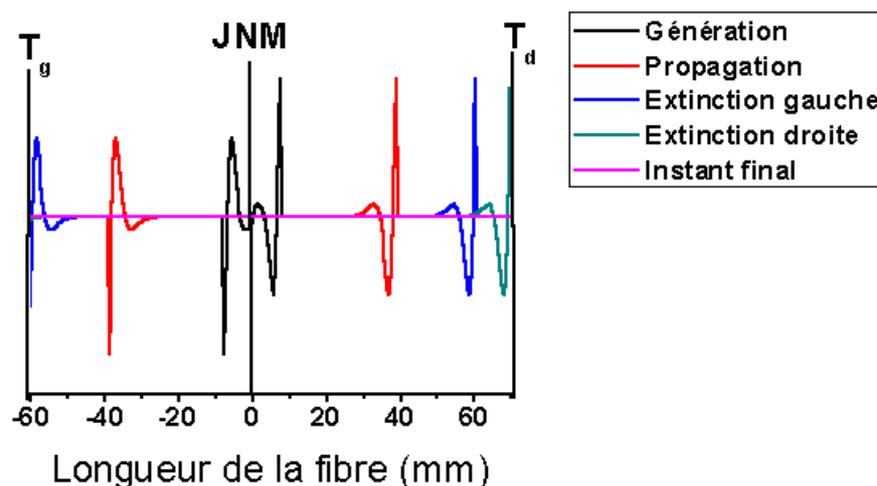


Fig. 2. 4. Phénomène de génération, propagation et extinction de la première dérivée de l'IAP.

2.2.1.4. Calcul du SFAP

Après la description du volume conducteur, le système de détection et la densité de courant de la source, le SFAP peut être calculé selon l'organigramme donné en figure 2.5. Cette figure montre les opérations nécessaires au calcul du potentiel d'action détecté à la surface de la peau en utilisant la technique de filtrage spatial 2D.

Pour un volume conducteur invariant dans l'espace (le cas de ce chapitre) et pour des fibres musculaires de longueur infini, le potentiel d'action détecté sur la surface de la peau dans le

domaine fréquentiel spatial 2D est le produit de la fonction de transfert globale (la fonction de transfert globale est le produit de la fonction de transfert du volume conducteur et la fonction de transfert du système de détection) et la transformée de Fourier de la densité de courant de la source (voir l'équation 2.15) [10].

$$\Phi(K_x, K_z) = I(K_z)H_{glo}(K_x, K_z, \theta) \quad (2.15)$$

où

$$H_{glo}(K_x, K_z, \theta) = H_{vc}(K_x, K_z, y_0).H_{sys_det}(K_x, K_z, \theta) \quad (2.16)$$

$H_{vc}(K_x, K_z, y_0)$ est la fonction de transfert du volume conducteur (équation 2.1).

$H_{sys_det}(K_x, K_z, \theta)$ est la fonction de transfert du système de détection (équation 2.10).

$I(K_z)$ est la transformée de Fourier de la densité de courant de la source $I_m(z)$.

Pour déterminer le potentiel d'action de surface dans le domaine spatial 2D, il suffit de faire la transformée de Fourier inverse 2D de l'équation 2.15.

Pour déterminer le potentiel d'action de surface dans le domaine spatial 1D, il suffit de faire une section dans la direction longitudinale (direction des fibres musculaires) de la transformée de Fourier inverse 2D du potentiel d'action de surface [10].

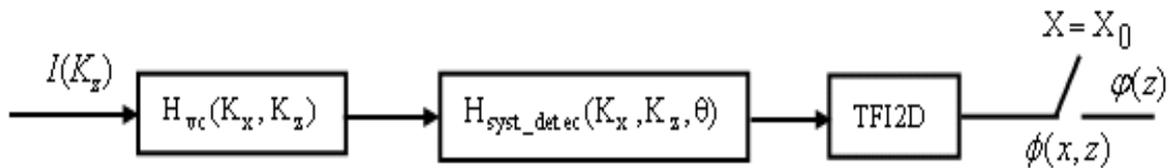


Fig. 2. 5. Les étapes suivies pour calculer le potentiel d'action de surface $\varphi(z) = \varphi(X_0, z)$ par la technique du filtrage spatial 2D [10].

2.2.1.5. Résultats du modèle planaire

Dans [43], nous avons décrit les étapes principales de la modélisation (les descriptions du volume conducteur, du système de détection et de la densité de courant de source) du SFAP généré dans un volume conducteur planaire multicouches constitué par le muscle, la graisse et la peau.

Les simulations ont été réalisées en utilisant les paramètres anatomiques, physiques et du système de détection montrés sur le tableau 2.1 Il est à noter que l'étude de l'effet d'un paramètre quelconque est faite en faisant varier sa valeur.

La figure 2.6 montre la fonction de transfert du volume conducteur décrite par l'équation 2.1.

La figure 2.7 montre que la fonction de transfert du filtre spatial TDD (Fig. 2.7a) est

anisotrope et que la fonction de transfert du filtre spatial IB2 est presque isotrope (il y a une symétrie selon les deux axes).

Tableau. 2. 1. Paramètres anatomique, physiologiques et du système de détection [10].

Paramètre	Description	Value
$y_0(mm)$	Profondeur de la fibre dans le muscle	2
$h(mm)$	Épaisseur de la graisse	3
$d(mm)$	Épaisseur de la peau	1
$\sigma_s(S/m)$	Conductivité de la peau	0.04
$\sigma_f(S/m)$	Conductivité de la graisse	0.02
$\sigma_{ml}(S/m)$	Conductivité du muscle dans la direction longitudinale	0.5
$\sigma_{mt}(S/m)$	Conductivité du muscle dans la direction transversale	0.1
a_{ir}	Les poids donnés aux électrodes	Voir la figure 2.2
$d_x = d_z(mm)$	La distance inter-électrode	20
$\theta(degrees)$	Angle d'inclinaison des fibres musculaires	-

La figure 2.8 montre que les fonctions de transfert des électrodes de formes circulaire (Fig. 2.8a) et en anneaux concentriques (Fig. 2.8b) sont isotropes tandis que les fonctions de transfert des électrodes de formes rectangulaire (Fig. 2.8c) et elliptique (Fig. 2.8d) sont anisotropes. Ce résultat montre que les électrodes de formes circulaire et en anneaux concentriques sont invariantes par rotation alors que les électrodes de formes rectangulaire et elliptique sont non invariantes par rotation (résultat de la figure 2.9).

La figure 2.10 montre la valeur absolue normalisée de la fonction de transfert du système de détection (ici, nous avons combiné entre le filtre spatial TDD avec une grille d'électrodes circulaire). Malgré que les électrodes de forme circulaire sont isotropes (invariantes par rotation), cependant la configuration de ces électrodes dans le filtre spatial TDD construit un système de détection anisotropes (l'anisotropie ici est due à l'arrangement des électrodes circulaires dans une même direction qui est transversale par rapport à la direction des fibres musculaires).

Autrement dit, pour simuler l'effet de l'inclinaison des fibres musculaires par rapport à l'orientation des électrodes de détection, il suffit de changer l'angle d'inclinaison des fibres qui est un paramètre dans la fonction de transfert du système de détection (équation 2.8). La figure 2.9 montre qu'avec le changement de l'angle d'inclinaison des fibres de 0° à 25° , la fonction de transfert du système de détection constitué par une grille d'électrodes circulaires configurées selon le filtre spatial TDD tourne avec tel angle.

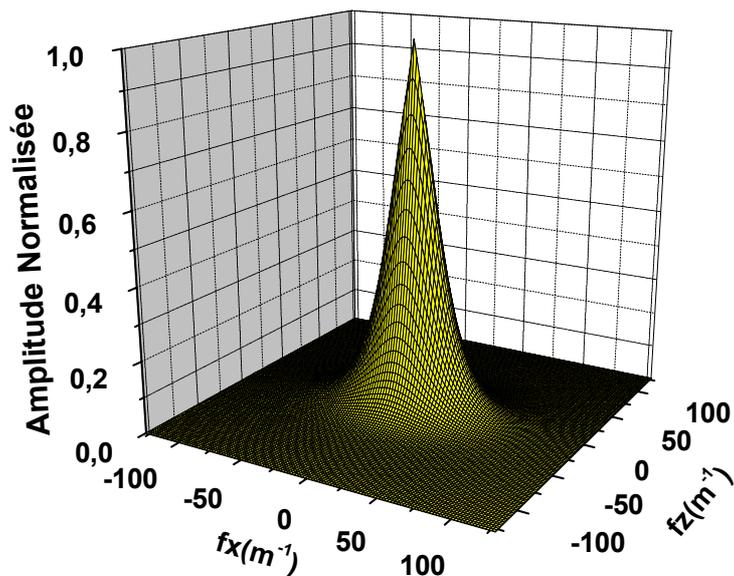


Fig. 2. 6. La valeur absolue normalisée de la fonction de transfert du volume conducteur selon l'équation (2.3).

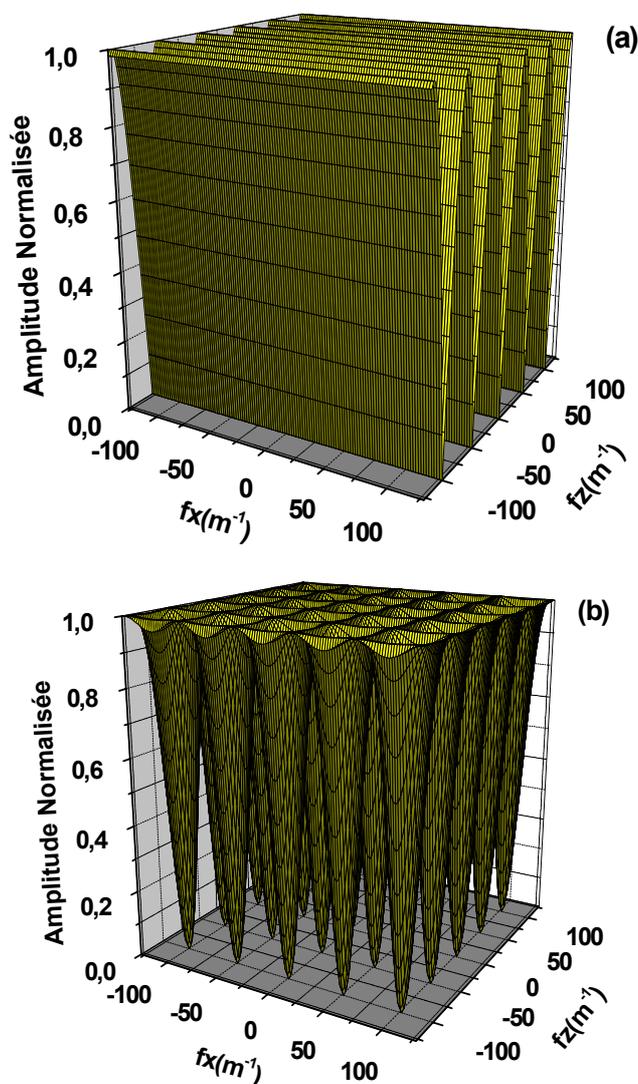


Fig. 2. 7. La valeur absolue normalisée de la fonction de transfert du filtre spatial selon l'équation 2.2 dans le cas des filtres spatiaux TDD (a) et IB2 (b).

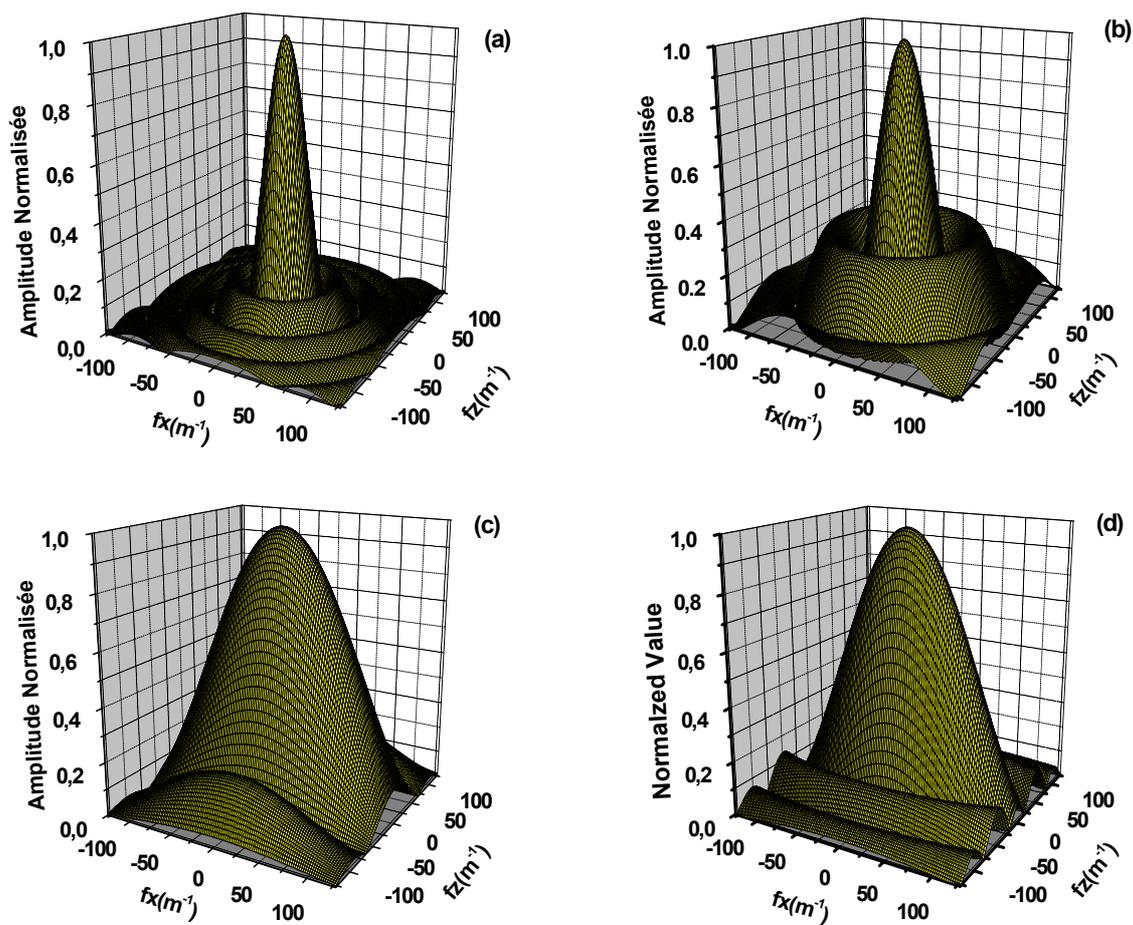


Fig. 2. 8. Les valeurs absolues normalisées des fonctions de transfert décrivant la forme et les dimensions des électrodes. (a) électrode circulaire avec un rayon de **15mm**, (b) électrode en anneaux concentriques avec un rayon interne de **5 mm** et un rayon externe de **10 mm**, (c) électrode rectangulaire de longueur **15 mm** et de largeur de **7 mm**, (d) électrode elliptique de petit axe de **4.5 mm** et de grand axe de **12 mm**.

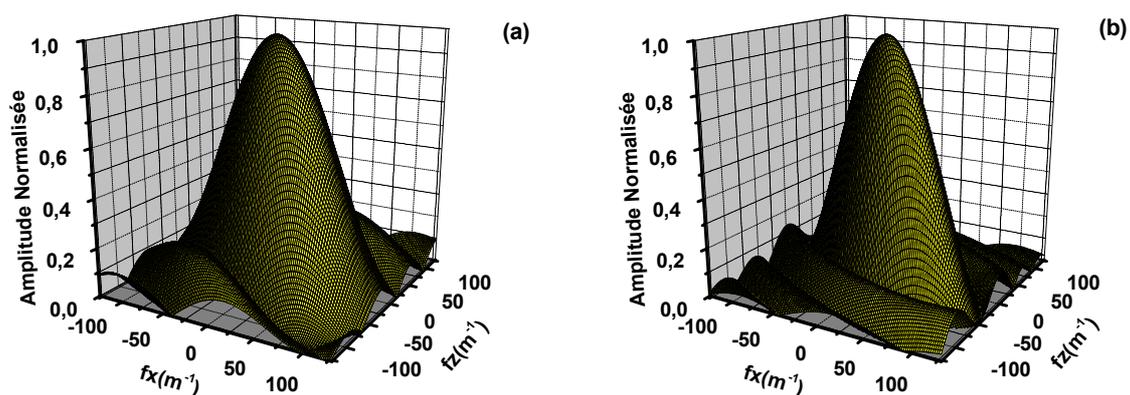


Fig. 2. 9. Les valeurs absolues normalisées des fonctions de transfert des électrodes de formes (a) rectangulaire avec une largeur de **7mm** et longueur de **15mm** et (b) elliptique de petit axe de **4.5mm** et de grand axe de **12mm**. L'angle d'inclinaison des fibres est de **25°**.

La figure 2.11 montre la transformée de Fourier 2D du potentiel d'action détecté à la surface de la peau (le produit de la fonction de transfert globale et la transformée de Fourier de la

densité de courant de la source). Le système de détection est constitué par une grille d'électrodes circulaires configurées selon les filtres spatiaux TDD (Fig. 2.11a) et IB2 (Fig. 2.11b). La figure 2.12 montre la transformée de Fourier inverse 2D de la transformée de Fourier 2D du potentiel d'action détecté à la surface de la peau (Fig. 2.11).

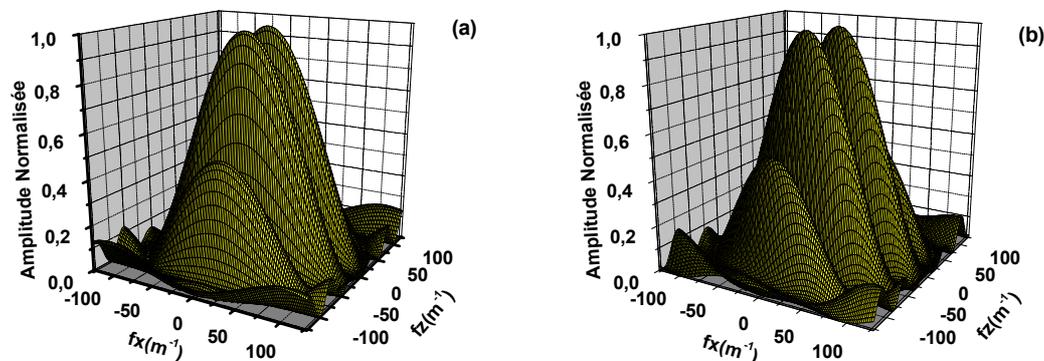


Fig. 2. 10. La valeur absolue normalisée de la fonction de transfert du système de détection composé par une grille d'électrodes circulaires (le rayon de chaque électrodes est 15 mm) configurées selon la structure du filtre spatial TDD pour deux valeurs de l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au système de détection (a) 0° et (b) 25° .

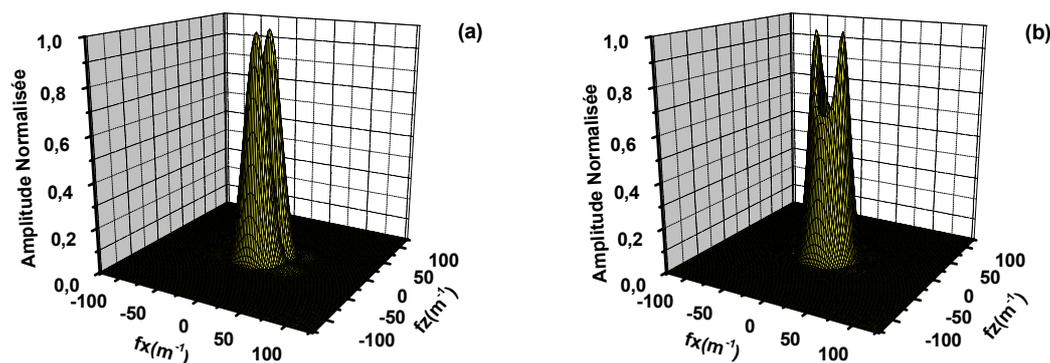


Fig. 2. 11. La valeur absolue normalisée de la transformée de Fourier 2D du potentiel d'action détecté à la surface de la peau. Le système de détection est composé par une grille d'électrodes de forme circulaire (le rayon de chaque électrode est 15 mm) configurées selon les filtres spatiaux TDD (a) et IB2 (b).

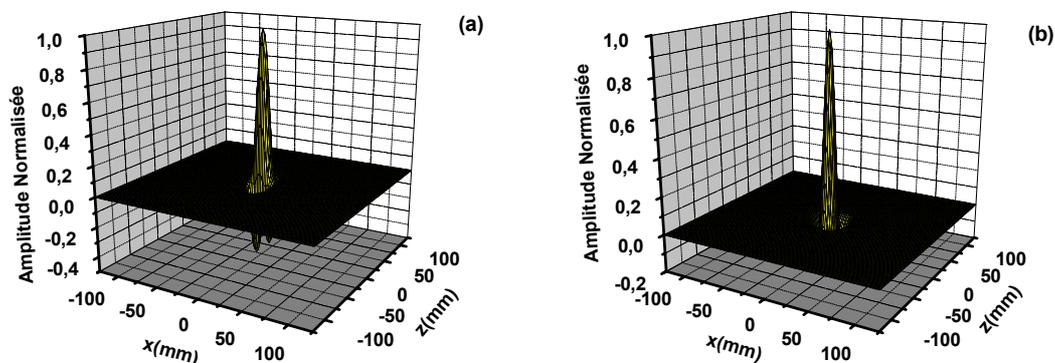


Fig. 2. 12. La valeur absolue de la transformée de Fourier inverse 2D du potentiel détecté à la surface de la peau. La dernière étape est de faire une section transversale de la transformée de Fourier inverse 2D du potentiel d'action (Fig. 2.12) pour trouver le potentiel d'action 1D dans la direction des

fibres musculaires. A titre d'exemple, la figure 2.13 montre le SFAP généré dans un volume conducteur planaire multicouche, homogène et anisotrope (Fig. 2.1) et détecté par les deux systèmes TDD (Fig. 2.13a) et IB2 (Fig. 2.13b). Il apparaît clairement que l'amplitude du SFAP détecté par le système IB2 est plus grande que celle du système TDD malgré que les deux signaux aient été simulés par les mêmes paramètres anatomiques et physiologiques (la seule différence réside dans le système de détection utilisé). Cette différence en amplitude est due à la configuration des électrodes dans chaque système et aux poids donnés aux électrodes de détection.

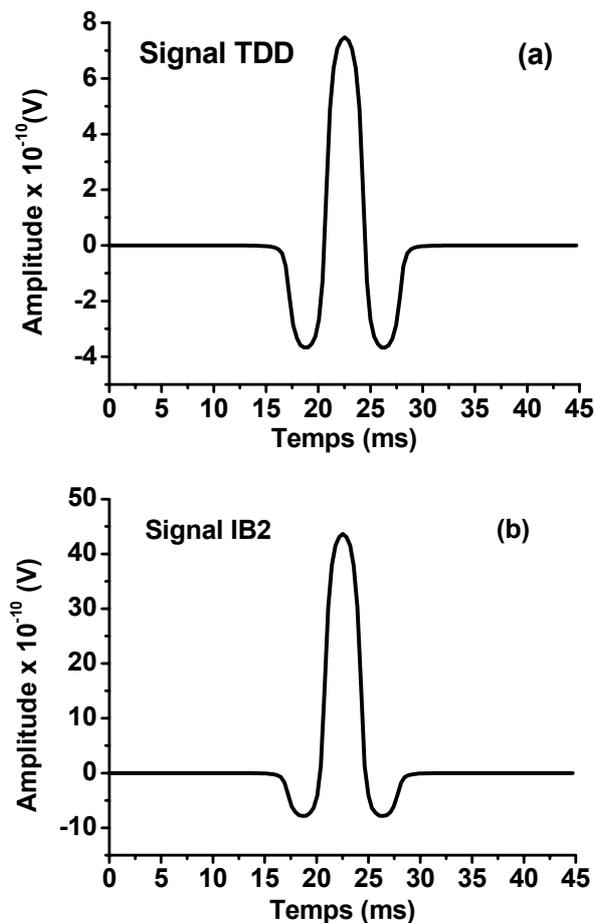


Fig. 2. 13. Le SFAP généré dans un volume conducteur planaire constitué par les couches du muscle, de la graisse et de la peau détecté à la surface de la peau par les systèmes TDD (a) et IB2 (b).

2.2.2. Modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique

Les étapes de calcul du SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique sont les mêmes que celles suivies pour le calcul du SFAP généré dans un volume conducteur planaire (c'est la même méthode utilisée dans [10]). Cependant, il existe des différences entre les deux modèles. La première différence réside dans le système de coordonnées qui est cartésien dans le cas du modèle planaire [10] et cylindrique dans le cas du modèle cylindrique [12]. La seconde réside dans le nombre de couches qui est trois (muscle, graisse et peau comme le

montre la figure 2.1) pour le modèle planaire et quatre (os, muscle, graisse et peau comme le montre la figure 2.14) pour le modèle cylindrique.

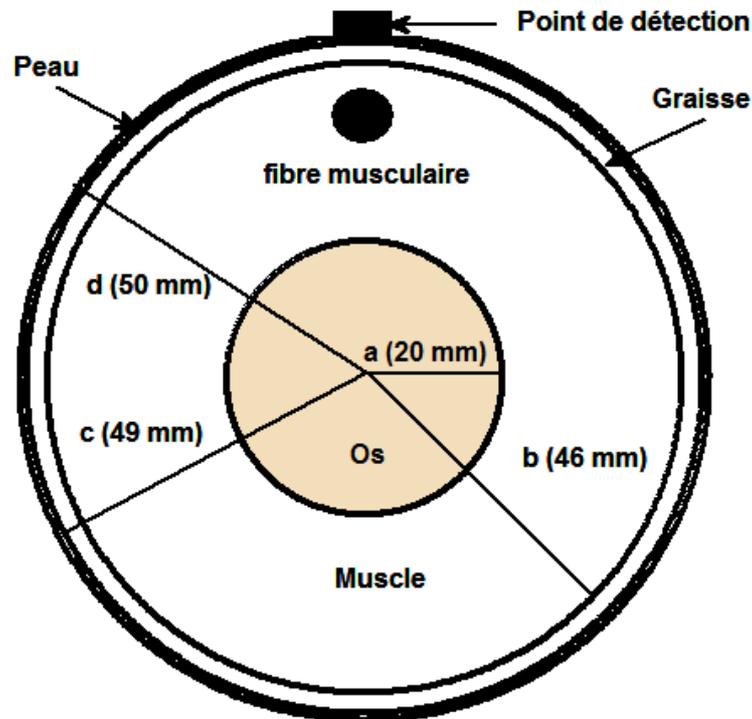


Fig. 2. 14. La section transversale d'un modèle de volume conducteur cylindrique multicouche constitué par les couches de l'os, du muscle, de la graisse et de la peau. *a*, *b*, *c* et *d* représentent les distances radiales entre le centre du système de coordonnées et les interfaces os-muscle, muscle-graisse, graisse-peau et peau-air, respectivement. La profondeur de la fibre est représentée par la distance entre le point de détection et la fibre musculaire.

La géométrie du volume conducteur étudiée est montrée sur la figure (2.14). Cette géométrie décrit le cas du muscle d'un membre supérieur. Le système de coordonnées utilisé est le système cylindrique (ρ, z, θ) . Le volume conducteur est cylindrique multicouche où la source peut être localisée dans n'importe quelle couche le long de la coordonnée z . Toutes les couches du volume conducteur sont limitées dans la direction radiale (elles ont des épaisseurs finies). La couche infinie (l'air dans notre cas) peut être anisotrope. Différents nombre de couches et différentes locations du point de détection permettent d'obtenir différents modèles de volumes conducteurs (différentes fonctions de transfert du volume conducteur).

Dans le cas du muscle d'un membre supérieur, nous avons assumé que la source est placée dans une couche intermédiaire et le système de détection est placé à la frontière de la couche la plus externe et la couche de l'air. Dans le cas du muscle du membre supérieur, le potentiel d'action intracellulaire se propage le long de la direction z où les fibres sont localisées. Donc la couche du tissu du muscle a la plus grande conductivité dans la direction z par rapport aux deux autres directions.

2.2.2.1. Calcul de la fonction de transfert du volume conducteur cylindrique

De la même façon que dans [10], le volume conducteur cylindrique est décrit par une fonction de transfert dans le domaine fréquentiel spatial 2D (équation 2.27).

Dans ce qui va suivre, nous allons extraire la fonction de transfert du volume conducteur cylindrique multicouche montré dans la figure 2.14. Dans le domaine fréquentiel spatial 2D, les variables de la fonction de transfert du volume conducteur sont K_z et K_θ .

Dans le cas des conditions quasi-stationnaires, le potentiel électrique dans le volume conducteur est obtenu à partir des relations suivantes [12] :

$$\nabla \cdot J = -\nabla \cdot (\sigma \nabla \varphi) = I \quad (2.17)$$

où J est la densité de courant (A/m^2), I est la densité de courant de la source (A/m^3) et σ est le tenseur de conductivité.

Pour un milieu cylindrique avec des couches homogènes et symétriques dans les coordonnées cylindriques et une source impulsionnelle, l'équation (2.17) devient :

$$\frac{\sigma_\rho}{\rho} \frac{\partial \varphi}{\partial \rho} \left(\rho \frac{\partial \varphi}{\partial \rho} \right) + \frac{\sigma_\theta}{\rho^2} \frac{\partial^2 \varphi}{\partial \theta^2} + \sigma_z \frac{\partial^2 \varphi}{\partial z^2} = -\frac{1}{\rho} \delta(\rho - R) \delta(\theta) \delta(z) \quad (2.18)$$

où $(R, 0, 0)$ sont les coordonnées de la source dans le système de coordonnées cylindrique et $\sigma_\rho, \sigma_\theta, \sigma_z$ sont les conductivités dans les trois directions.

En utilisant le changement de variable suivant :

$$x = K_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} \rho \quad (2.19)$$

La solution de (2.18) a été obtenue en séparant les trois variables, en tant que produit de trois fonctions de ρ, θ et z respectivement :

$$\varphi(\rho, \theta, z) = \Gamma(\rho) \cdot T(\theta) \cdot Z(z) \quad (2.20)$$

Il vient de (2.18) le système en $\Gamma(\rho), T(\theta), Z(z)$:

$$\begin{cases} Z'' = -K_z^2 Z \\ T'' = -K_\theta^2 T \\ \Gamma'' + \frac{\Gamma'}{x} - \left(1 + \frac{\sigma_\theta K_\theta^2}{\sigma_\rho x^2} \right) \Gamma = -\frac{1}{\sigma_\rho x_0} \delta(x - x_0) \end{cases} \quad (2.21)$$

où $x_0 = K_z \sqrt{\sigma_z / \sigma_\rho} R$

La solution générale du système d'équations 2.21 est donnée par :

$$\begin{cases} Z(z) = Z_0 e^{jK_z z} + Z_1 e^{-jK_z z} \\ T(\theta) = T_0 e^{jK_\theta \theta} + T_1 e^{-jK_\theta \theta} \\ \Gamma(x) = A_n(K_z) I_n(x) + B_n(K_z) K_n(x) \end{cases} \quad (2.22)$$

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, $n = K_\theta \sqrt{\sigma_\theta / \sigma_\rho}$ et $I_n(x)$, $K_n(x)$ sont les fonctions de Bessel modifiées d'ordre n du premier et de second type, respectivement. Dans l'équation (2.22), K_z est un nombre réel alors que K_θ est un nombre entier à cause de la périodicité de la solution dans la direction θ . En substituant, le système d'équations (2.11) dans (2.20), nous obtenons une solution particulière de l'équation (2.18) pour chaque choix des termes arbitraires $A_n(K_z)$, $B_n(K_z)$, z_0 , T_0 , z_1 , T_1 et pour chaque sélection de K_z et K_θ . Vue la linéarité de l'équation (2.18), la solution générale peut être exprimée comme une combinaison linéaire des solutions obtenues précédemment, en donnant la relation suivante :

$$\varphi(x, \theta, z) = \sum_{K_\theta=-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \Gamma(x; K_z, K_\theta) e^{jK_z z} dK_z e^{jK_\theta \theta} \quad (2.23)$$

La fonction $\Gamma(x)$ dépend des deux fréquences angulaires spatiales K_z et K_θ . Les constantes arbitraires z_0 , T_0 , z_1 , T_1 ont été incluses dans les coefficients arbitraires $A_n(K_z)$ et $B_n(K_z)$.

A partir de l'équation (2.23), le potentiel dans le système de coordonnées cylindriques est obtenu comme la transformée de Fourier inverse dans K_z et d'une série de Fourier inverse dans K_θ . Ainsi, K_θ est l'indice entier dans la série de Fourier. Dans les implémentations du modèle, K_z et K_θ ont un nombre fini de valeurs et sont, par conséquent, limités.

Les coefficients $A_n(K_z)$ et $B_n(K_z)$ dans l'équation (2.22) doivent être calculées pour satisfaire les conditions aux limites et pour permettre la discontinuité de la première dérivée de $\Gamma(x)$ imposée par une source impulsionnelle.

Dans le cas de N couches avec une source localisée dans l'un d'elles, il y a $2(N + 1)$ coefficients arbitraires à déterminer, $2(N - 1)$ conditions aux limites imposant la continuité du potentiel et le flux à $(N - 1)$ interfaces, deux conditions imposées par la source, une condition de la convergence pour $\rho = 0$ et pour $\rho = \infty$.

Les conditions aux limites des couches sont déterminées par les relations suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Gamma|_{\rho_0^+} = \Gamma|_{\rho_0^-} \\ \left[\sigma_\rho \frac{\partial \Gamma}{\partial \rho} \right]_{\rho_0^+} = \left[\sigma_\rho \frac{\partial \Gamma}{\partial \rho} \right]_{\rho_0^-} \end{array} \right. \quad (2.24)$$

où ρ_0 indique la location de l'interface considérée et $\sigma_{\rho_0^+}$, $\sigma_{\rho_0^-}$ sont les conductivités radiales des deux couches de l'interface considérée.

Les conditions liées à la source sont la continuité du potentiel et la discontinuité de sa première dérivée en correspondance avec la source.

$$\begin{cases} \Gamma|_{x_0^+} = \Gamma|_{x_0^-} \\ \Gamma|_{x_0^+} - \Gamma|_{x_0^-} = -\frac{1}{\sigma_\rho x_0} \end{cases} \quad (2.25)$$

avec x_0 est défini comme dans l'équation (2.21) et σ_ρ est la conductivité radiale de la couche contenant la source (dans notre cas la couche qui contient la source est le muscle). De plus, pour obtenir une solution qui correspond aux couches internes par rapport à la source ($\rho < R$) le coefficient de multiplication dans l'équation (2.22) $K_n(x)$, qui diverge lorsque $\rho = 0$, devrait disparaître pour tenir compte que la source étant placée dans la couche la plus interne. Pour obtenir une solution qui est externe à la source ($\rho > R$) le coefficient de multiplication dans l'équation (2.22) $I_n(x)$, qui diverge pour $\rho \rightarrow \infty$, doit être mis à zéro pour tenir compte que la source est placée dans la couche la plus externe. Ainsi,

$$A_n|_{x_0^+} = 0; B_n|_{x_0^+} = \frac{1}{\sigma_\rho} I_n(x_0); A_n|_{x_0^-} = \frac{1}{\sigma_\rho} K_n(x_0); B_n|_{x_0^-} = 0 \quad (2.26)$$

La solution générale (équation 2.27) est la fonction de transfert du volume conducteur qui est obtenue dans le domaine fréquentiel angulaire spatial 2D (K_z et K_θ) [12] :

$$H_{vc}(\rho, K_z, K_\theta) = A_n(K_z) I_n\left(K_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} \rho\right) + B_n(K_z) K_n\left(K_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} \rho\right) + \begin{cases} \frac{1}{\sigma_\rho} I_n\left(K_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} R\right) K_n\left(K_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} \rho\right) & \text{pour } \rho > R \\ \frac{1}{\sigma_\rho} K_n\left(K_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} R\right) I_n\left(K_z \sqrt{\frac{\sigma_z}{\sigma_\rho}} \rho\right) & \text{pour } \rho < R \end{cases} \quad (2.27)$$

$$\text{Avec } n = K_\theta \sqrt{\frac{\sigma_\theta}{\sigma_\rho}}.$$

Le dernier terme de la solution dans (27) est obtenu à partir de (22) par les conditions de la source (26) et il est différent pour les parties du volume conducteur qui sont interne et externe par rapport à la source. Dans ce cas, $\rho > R$ est utilisée pour les deux premières conditions dans (2.26) et $\rho < R$ est utilisée pour la troisième et la quatrième expression dans (2.26).

Les coefficients arbitraires $A_n(K_z)$ et $B_n(K_z)$ dans l'équation (2.27) sont déterminés pour chaque K_z et $n = K_\theta \sqrt{\frac{\sigma_\theta}{\sigma_\rho}}$ en tenant compte des cas particuliers, à partir des conditions aux limites. Généralement, ils sont spécifiés par un système d'équations linéaire de la forme suivante :

$$\underline{A} \cdot \underline{X} = \underline{b} \quad (2.28)$$

La matrice A (l'équation 2.29) et la colonne b (l'équation 2.30) sont obtenues selon les paramètres anatomiques et physiologiques du volume conducteur (nombre de couches, conductivités des couches, profondeurs des fibres dans le muscle et les épaisseurs des différents couches, etc.)

$A =$

$$\begin{bmatrix} I_n(aK_z) & -I_n(a_m K_z) & -K_n(a_m K_z) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sigma_b I_n'(aK_z) & -\sqrt{\sigma_{m\rho}\sigma_{mz}} I_n'(a_m K_z) & -\sqrt{\sigma_{m\rho}\sigma_{mz}} K_n'(a_m K_z) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_n(b_m K_z) & K_n(b_m K_z) & -I_n(bK_z) & -K_n(bK_z) & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{m\rho}\sigma_{mz}} I_n'(b_m K_z) & \sqrt{\sigma_{m\rho}\sigma_{mz}} K_n'(b_m K_z) & -\sigma_f I_n'(bK_z) - \sigma_f K_n'(bK_z) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_n(cK_z) & K_n(cK_z) & -I_n(cK_z) & -K_n(cK_z) \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_f I_n'(cK_z) & \sigma_f K_n'(cK_z) & -\sigma_s I_n'(cK_z) - \sigma_s K_n'(cK_z) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_s I_n'(dK_z) & \sigma_s K_n'(dK_z) \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

$$b = \begin{bmatrix} \frac{I_n(a_m K_z) K_n(R_m K_z)}{\sigma_{m\rho}} \\ \sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} I_n'(a_m K_z) K_n(R_m K_z) \\ \frac{I_n(R_m K_z) K_n(b_m K_z)}{\sigma_{m\rho}} \\ -\sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} I_n(R_m K_z) K_n'(b_m K_z) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} A_n^1(K_z) \\ A_n^2(K_z) \\ B_n^2(K_z) \\ A_n^3(K_z) \\ B_n^3(K_z) \\ A_n^4(K_z) \\ B_n^4(K_z) \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

R est la distance entre le centre du système de coordonnées et la fibre dans la direction radiale.

ρ est la distance radiale qui détermine le nombre de couches considérées.

Dans l'équation (2.27), $\rho > R$ est utilisé lorsque les couches sont externes par rapport à la source et $\rho < R$ est utilisé lorsque les couches sont internes par rapport à la source.

$$n = K_\theta, \sigma_{m\rho} = \sigma_{m\theta} < \sigma_{mz}, R_m = \sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} R, a_m = \sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} a, b_m = \sqrt{\frac{\sigma_{mz}}{\sigma_{m\rho}}} b$$

$$I_n'(x) = \frac{dI_n(x)}{dx} = \frac{I_{n+1}(x) + I_{n-1}(x)}{2}, K_n'(x) = \frac{dK_n(x)}{dx} = -\frac{K_{n+1}(x) + K_{n-1}(x)}{2}, x = K_z \sqrt{\sigma_{mz}/\sigma_{m\rho}} \rho$$

a, b, c et d sont les distances radiales entre le centre du système de coordonnées et les interfaces os-muscle, muscle-graisse, graisse-peau et peau-air, respectivement.

σ_b est la conductivité de l'os. $\sigma_{mz}, \sigma_{m\rho}, \sigma_{m\theta}$ sont les conductivités du muscle dans les directions longitudinale, radiale et axiale, respectivement. σ_f est la conductivité de la graisse.

$I_n(x)$ et $K_n(x)$ sont les fonctions modifiées de Bessel d'ordre n de premier et de deuxième type, respectivement.

2.2.2.2. La fonction de transfert du système de détection

Dans le cas d'un modèle du volume conducteur cylindrique, la fonction de transfert du système de détection pour des électrodes ponctuelles est adaptée à cette forme. Elle est donnée par l'équation suivante :

$$H_{sf}(K_z, K_\theta) = \sum_{i=-l}^{q-1} \sum_{u=-g}^{h-1} a_{iu} e^{-jK_z i d_z} e^{-jK_\theta u d_\theta} \quad (2.31)$$

avec l , q , g et h sont des entiers positives ($l + q$ est le nombre des électrodes dans la direction z et $h + g$ est le nombre des électrodes dans la direction θ), a_{iu} est la matrice des poids données aux électrodes (Fig. 2.2), d_z et d_θ sont les distances inter-électrode dans les directions longitudinale et axiale, respectivement. Lorsque la matrice des électrodes est adaptée à la forme du volume conducteur, la distance inter-électrode d_θ dans l'équation (2.31) est donnée par : $d_\theta = d/R_{ele}$ où d est la distance inter-électrodes et R_{ele} est le rayon de circonférence le long duquel sont placées les électrodes le long de θ [12].

La fonction de transfert $H_{ele}(K_z, K_\theta)$ décrivant le filtrage spatial et la forme de l'électrode est :

$$H_{ele}(K_z, K_\theta) = \sum_{i=-l}^{q-1} \sum_{u=-g}^{h-1} a_{iu} H_{size}^{iu}(K_z, K_\theta) e^{-jK_z i d_z} e^{-jK_\theta u d_\theta} \quad (2.32)$$

$H_{size}^{iu}(K_z, K_\theta)$ est la fonction de transfert qui décrit la forme et la dimension de l'électrode (iu). Dans cette section, nous allons décrire les fonctions de transfert des électrodes de formes elliptique, circulaire, rectangulaire et en anneaux concentriques comme elles ont été décrites dans la section 2.2.1 avec l'adaptation de ces fonctions de transfert à la forme cylindrique du volume conducteur. Ces fonctions de transfert sont données par les équations suivantes [12] :

a. Cas des électrodes de forme elliptique

$$H_{ellip}(K_z, K_\theta) = \begin{cases} 2 \cdot \frac{J_1 \left(\sqrt{\left(a_{ele} \left(\frac{K_\theta}{R_{ele}} \right)^2 + (b_{ele} K_z)^2} \right)} \right)}{\sqrt{\left(a_{ele} \left(\frac{K_\theta}{R_{ele}} \right)^2 + (b_{ele} K_z)^2 \right)}} & (K_z, K_\theta) \neq (0,0) \\ 1 & (K_z, K_\theta) = (0,0) \end{cases} \quad (2.33)$$

a_{ele} et b_{ele} représentent le petit demi axe et le grand demi axe de l'ellipse selon l'axe z et l'axe θ , respectivement.

b. Cas des électrodes de forme circulaire

$$H_{size}(K_z, K_\theta) = \begin{cases} 2 \cdot \frac{J_1 \left(r_{ele} \sqrt{\left(\frac{K_\theta}{R_{ele}} \right)^2 + (K_z)^2} \right)}{r_{ele} \sqrt{\left(\frac{K_\theta}{R_{ele}} \right)^2 + (K_z)^2}} & (K_z, K_\theta) \neq (0,0) \\ 1 & (K_z, K_\theta) = (0,0) \end{cases} \quad (2.34)$$

r_{ele} est le rayon de l'électrode circulaire.

c. Cas des électrodes de forme rectangulaire

$$H_{size}(K_z, K_\theta) = \text{sinc}\left(\frac{K_\theta a_{ele}}{2\pi R_{ele}}\right) \text{sinc}\left(\frac{K_z b_{ele}}{2\pi}\right) \quad (2.35)$$

a_{ele} et b_{ele} sont la largeur et la longueur du rectangle selon les axes z et θ , respectivement.

d. Cas des électrodes en anneaux concentriques

$$H_{ring}(K_z, K_\theta) = \begin{cases} \frac{2}{(r_2^2 - r_1^2)} \left[r_2 \frac{J_1(r_2 K_y)}{K_y} - r_1 \frac{J_1(r_1 K_y)}{K_y} \right] & K_y \neq 0 \\ 1 & K_y = 0 \end{cases} \quad (2.36)$$

$K_y = \sqrt{\left(\frac{K_\theta}{R_{ele}}\right)^2 + (K_z)^2}$, R_{ele} est le rayon de la circonférence où les électrodes sont positionnées.

En considérant l'effet de l'inclinaison des fibres musculaires par rapport à l'orientation des électrodes de détection, la fonction de transfert du système de détection devient :

$$H_{ele}(K_z, K_\theta, \alpha) = H_{ele}(K_z \cos \alpha - \frac{K_\theta}{R_{ele}} \sin \alpha, -K_z R_{ele} \sin \alpha + K_\theta \cos \alpha) \quad (2.37)$$

α est l'angle d'inclinaison des fibres musculaires

R_{ele} est le rayon de la circonférence où les électrodes sont positionnées.

2.2.2.3. La densité de courant de la source

La densité de courant de source est décrite dans le domaine fréquentiel spatiotemporel 2D. Dans le cas du muscle d'un membre supérieur, la transformée de Fourier 2D de la densité de courant de source est donnée par la relation suivante [12]:

$$I(K_z, K_t) = jK_z \frac{1}{v} \Psi * \left(\frac{K_t}{v} \right) e^{-jK_z z_i} \left(e^{-jK_\varepsilon \left(\frac{L_1}{2}\right)} \frac{\sin\left(K_\varepsilon \frac{L_1}{2}\right)}{\frac{K_\varepsilon}{2}} - e^{jK_\beta \left(\frac{L_2}{2}\right)} \frac{\sin\left(K_\beta \frac{L_2}{2}\right)}{\frac{K_\beta}{2}} \right) \quad (2.38)$$

v est la vitesse de conduction. L_1 et L_2 sont les demi-longueurs de la fibre à partir de la jonction neuromusculaire jusqu'aux tendons droit et gauche respectivement. $K_z = 2\pi f_z$,

$K_t = 2\pi f_t$, $K_\varepsilon = K_z + \left(\frac{K_t}{v}\right)$, $K_\beta = K_z - \left(\frac{K_t}{v}\right)$ et $\Psi\left(\frac{K_t}{v}\right)$ est la transformée de Fourier de la

première dérivée du IAP évaluée à $\frac{K_t}{v}$ et $K_t = 2\pi f_t$ est la fréquence angulaire temporelle.

2.2.2.4. Calcul du SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique

La figure 2.15 montre une représentation schématique de l'approche de modélisation considérée pour le calcul le SFAP dans le domaine temporel. Ce potentiel est généré dans un

volume conducteur cylindrique multicouche constitué par l'os, le muscle, la graisse et la peau [12].

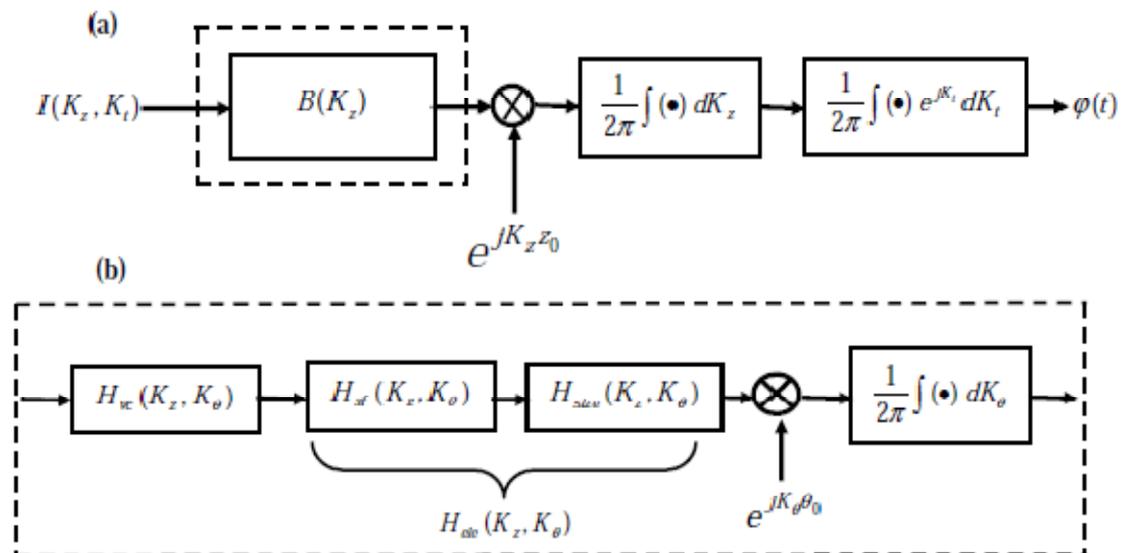


Fig. 2. 15. (a) Une représentation schématique générale du modèle comprenant la description du volume conducteur et du système de détection. Le signal simulé final est la transformée de Fourier 1-D inverse de l'intégrale d'une fonction 2-D dans le domaine de fréquence spatio-temporelle. (b) Le schéma décrivant comment $B(K_z)$ a été obtenue. $H_{vc}(K_z, K_\theta)$ est la fonction de transfert du volume conducteur, $H_{sf}(K_z, K_\theta)$ est la fonction de transfert du filtre spatial, $H_{size}(K_z, K_\theta)$ est la fonction de transfert de la forme de l'électrode [12].

2.2.3. Résultats du modèle cylindrique

La figure 2.16 montre le SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique selon les étapes de calcul de la figure 2.15 et détecté par les systèmes de détection TDD (Fig. 2.16a) et IB2 (Fig. 2.16b). Cette figure montre clairement que l'amplitude du SFAP détecté par le filtre IB2 (Fig. 2.16b) est plus grande que celle du SFAP détecté par le système TDD (Fig. 2.16a). Cette différence en amplitude est due essentiellement à la configuration des électrodes de détection selon chaque système et aux poids donnés aux électrodes dans chaque système (c'est le même résultat de la figure 2.13 du modèle planaire).

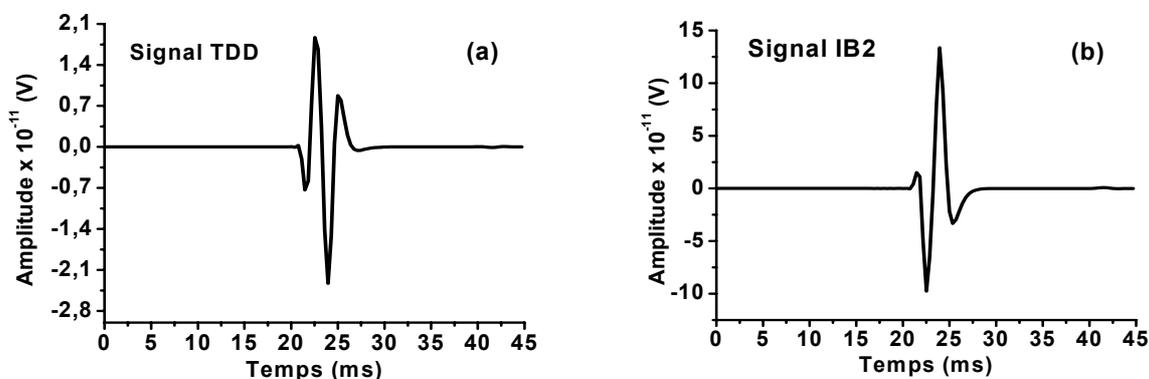


Fig. 2. 16. Le SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique multicouche (sa géométrie est montrée à la figure 2. 14) et détecté par les systèmes TDD (a) et IB2 (b). La distance entre la fibre et le point de détection est de 4 mm.

Le tableau 2.2 montre les paramètres anatomique, physiologiques et du système de détection utilisés pour simuler les signaux montrés sur la figure 2.16.

Tableau. 2. 2. Paramètres anatomiques, physiologiques et du système de détection utilisés pour modéliser le SFAP généré dans le muscle Limb [12].

Paramètre	Description	Valeur
a (mm)	Rayon de l'os	20
b (mm)	La distance radiale entre le centre du système et l'interface muscle-graisse	45
c (mm)	La distance radiale entre le centre du système et l'interface graisse-peau	48
d (mm)	Rayon du volume conducteur	50
σ_{ml} (S/m)	La conductivité longitudinale du muscle	0.5
σ_{mt} (S/m)	La conductivité angulaire du muscle	0.1
σ_b (S/m)	Conductivité de l'os	0.02
σ_f (S/m)	Conductivité de la graisse	0.05
σ_s (S/m)	Conductivité de la peau	1
R (mm)	La distance radiale entre le centre du système et la fibre musculaire.	44
v (m/s)	La vitesse de conduction	4
L_1, L_2 (mm)	Demi-longueurs gauche et droite de la fibre musculaire	60, 70
θ_0 (°)	La distance angulaire entre la source et le centre du système de détection.	0
α (°)	Angle d'inclinaison des fibres musculaires	0
$d_z = d_\theta$ (mm)	La distance inter-électrodes	5
r_{ele} (mm)	Rayon de l'électrode circulaire	4

2.3. Effet des paramètres anatomiques, physiques et du système de détection

L'influence des paramètres anatomiques, physiologiques et du système de détection sur la forme du signal EMG de surface a été examiné dans plusieurs travaux [2], [44], [45], [46], [47], [48]. Les paramètres qui influent sur la forme du signal EMG de surface ont été subdivisés en deux catégories : non physiologiques et physiologiques [48].

Les paramètres non physiologiques sont : les paramètres anatomiques (la géométrie du volume conducteur, les épaisseurs des couches sous-cutanées, les inhomogénéités des couches du volume conducteur, la distribution des territoires des unités motrices dans le muscle, la dimension du territoire de l'unité motrice, la distribution et le nombre de fibres dans le territoire de l'unité motrice, les longueurs des fibres, les largeurs des plaques motrices et les jonctions tendineuses dans les unités motrices, les largeurs des zones d'innervation et les régions des tendons des unités motrices, présence de plus d'un angle de pennation), les paramètres du système de détection (l'impédance du contact électrode-peau, le filtre spatial ou la configuration des électrodes, la distance inter-électrode, la forme et la dimension de

l'électrode, l'inclinaison du système de détection par rapport à la direction des fibres musculaires, la location des électrodes sur le muscle), les paramètres géométriques (le raccourcissement des fibres musculaires, le décalage du muscle par rapport au système de détection), les paramètres physiques (les conductivités des différentes couches du volume conducteur, la quantité de diaphonie (cross-talk) provenant des muscles proches).

Les paramètres physiologiques sont : les propriétés des membranes fibreuses (la vitesse de conduction moyenne de la fibre musculaire, la distribution des vitesses de conduction des unités motrices, distribution des vitesses de conduction des fibres musculaires, la forme du IAP), les propriétés des unités motrices (le nombre des unités motrices recrutées, la distribution des fréquences de décharges sur les unités motrices, la distribution des intervalles inter-impulsions (ISIs) et le coefficient de variation (CV), synchronisation des unités motrices) [48].

Parmi les paramètres cités précédemment, Farina et al., 2002 [2] ont étudié l'influence des épaisseurs des couches sous-cutanées, l'inclinaison des fibres, la profondeur de la fibre, la forme et la dimension de l'électrode, la fonction de transfert du filtre spatial, la distance inter-électrode, la longueur de la fibre sur l'amplitude, le contenu spectral du SFAP et sur l'estimation de la vitesse de conduction.

Nous, nous avons étudié l'influence des paramètres anatomiques (profondeur de la fibre, épaisseurs des couches de la graisse et de la peau), physiques (les conductivités des différentes couches) et du système de détection (forme et dimensions des électrodes de détection, distance inter-électrode et l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au centre du système de détection) sur la forme du SFAP dans certains de nos communications [49-54].

Dans [49], nous avons examiné l'influence de la profondeur de la fibre dans le muscle, l'épaisseur de la couche de la graisse et l'épaisseur de la couche de la peau sur la forme du SFAP généré dans un volume conducteur planaire non homogène multicouche constitué par les couches du muscle, de la graisse et de la peau.

Dans tel travail, nous avons montré que les augmentations de la profondeur de la fibre dans le muscle (Fig. 17a et Fig. 17b) et des épaisseurs des couches de la graisse (Fig. 17c et Fig. 17d) et de la peau (Fig. 17e et Fig. 17f) entraînent la diminution de l'amplitude du SFAP détecté par les systèmes LDD et NDD. Les trois paramètres analysés ont le même effet sur la forme du potentiel d'action détecté à la surface de la peau. Les effets des trois paramètres étudiés sur l'amplitude du SFAP sont justifiés par le paramètre d'amplitude, la valeur efficace (RMS) et le paramètre spectral, la fréquence médiane (MDF) [49].

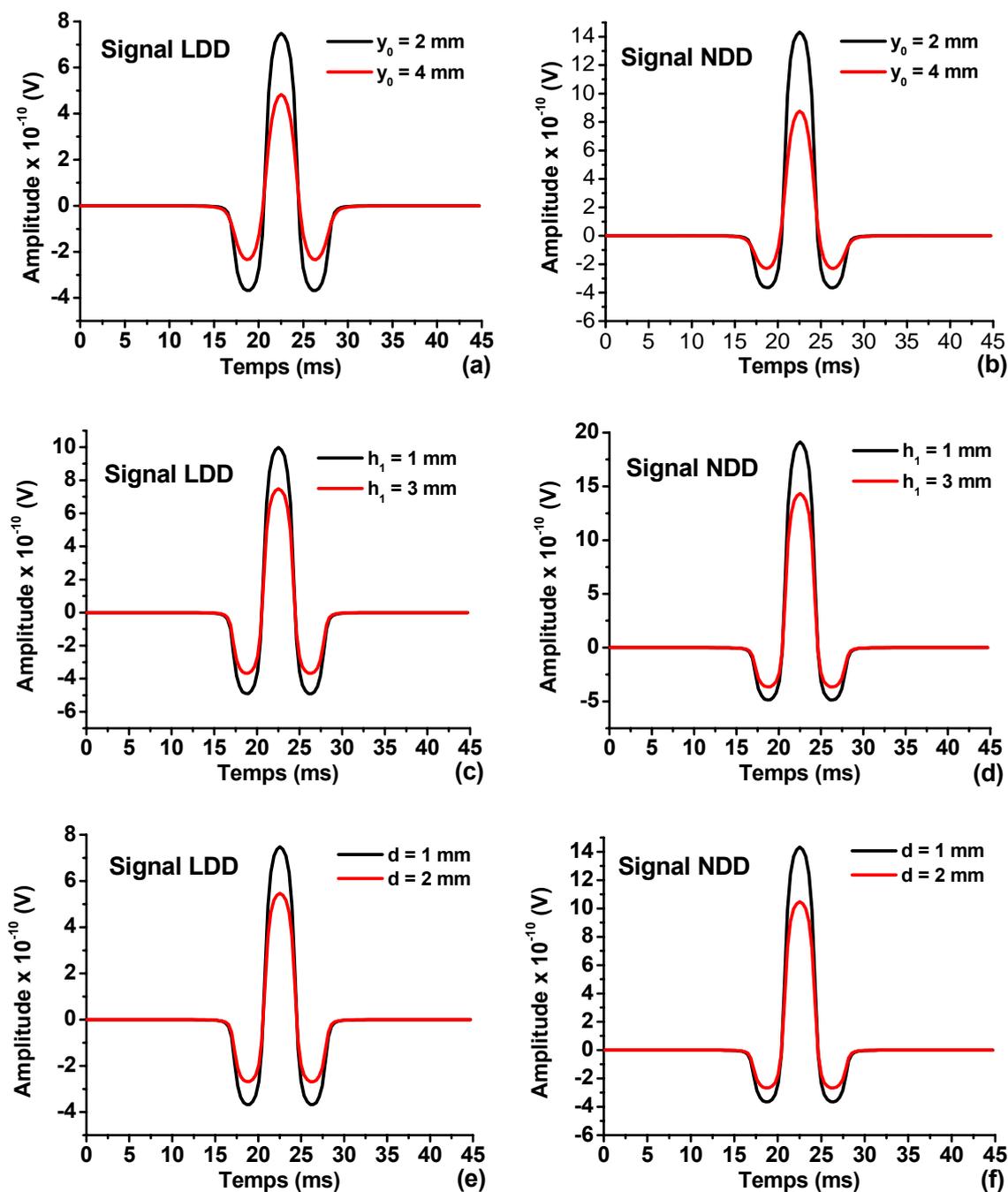


Fig. 2. 17. Influences de la profondeur des fibres dans le muscle (a et b) et des épaisseurs des couches de la graisse (c et d) et de la peau (e et f) sur l'amplitude de SFAP généré dans un volume conducteur planaire multicouche et détecté par les systèmes LDD (coté gauche) et NDD (coté droit). y_0 est la profondeur de la fibre dans le muscle, h_1 et d sont les épaisseurs des couches de la graisse et de la peau, respectivement.

Dans [50], nous avons étudié les effets de trois paramètres du système de détection (la distance entre le centre du système de détection et les fibres musculaires dans la direction transversale, l'angle d'inclinaison des fibres par rapport à la direction du système de détection et la forme et les dimensions des électrodes de détection) sur la forme du SFAP. Nous avons montré que des augmentations de la distance entre le centre du système de détection et les fibres musculaires dans la direction transversale, de l'angle d'inclinaison des fibres par

rapport à l'orientation des électrodes et du rayon de l'électrode circulaire se traduisent par une diminution de l'amplitude du SFAP détecté par les systèmes LSD (coté gauche de la figure 2.18) et NDD (coté droit de la figure 2.18).

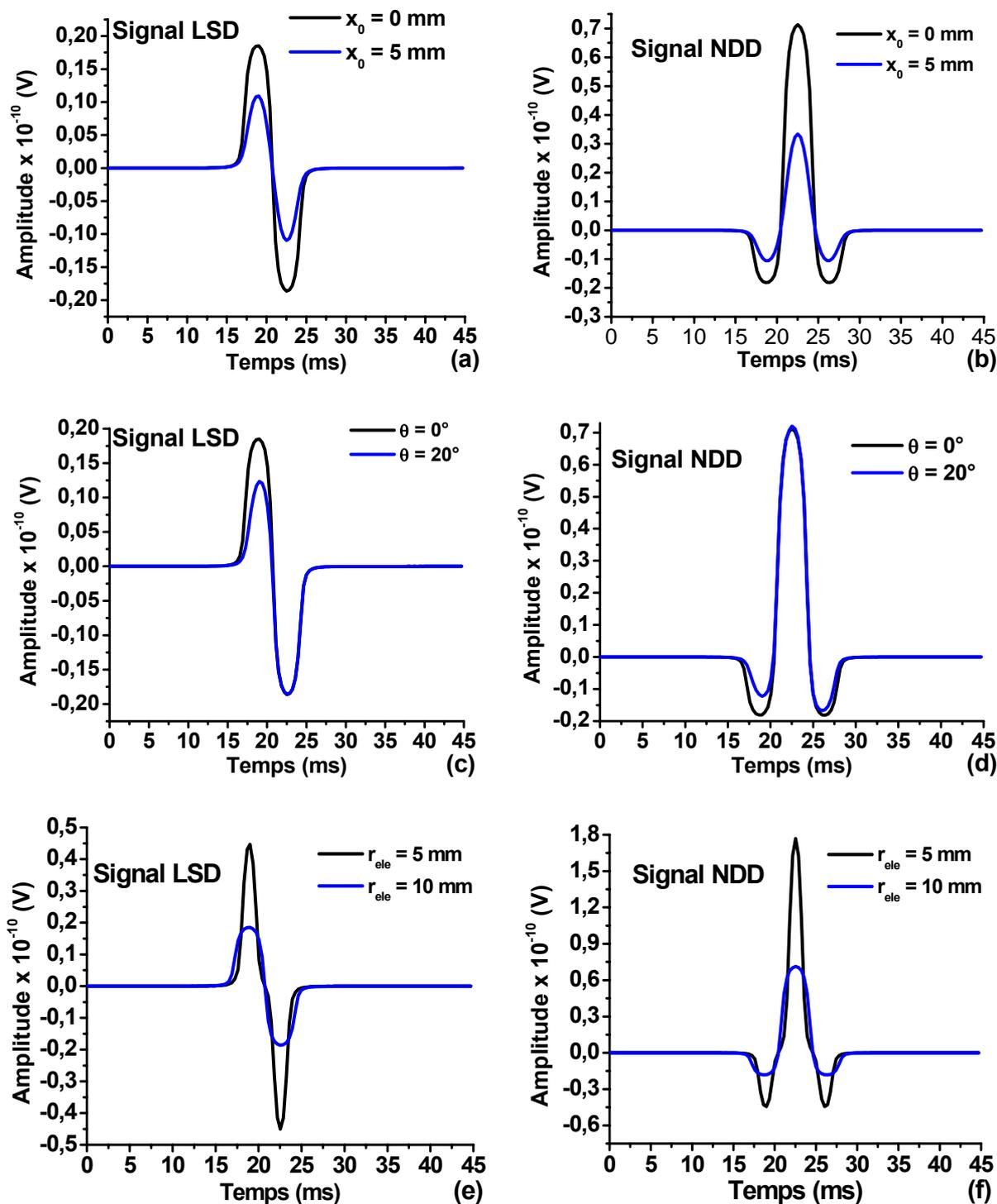


Fig. 2. 18. Effets de la distance transversale entre la source et le centre du système de détection (a et b), de l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au centre du système de détection (c et d) et du rayon de l'électrode circulaire (e et f) sur l'amplitude de SFAP généré dans un volume conducteur planaire multicouche et détecté par les systèmes LSD (coté gauche) et NDD (coté droit). x_0 , θ et r_{ele} représentent respectivement la distance transversale entre la fibre et le centre du système de détection, l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au système de détection et le rayon de l'électrode circulaire.

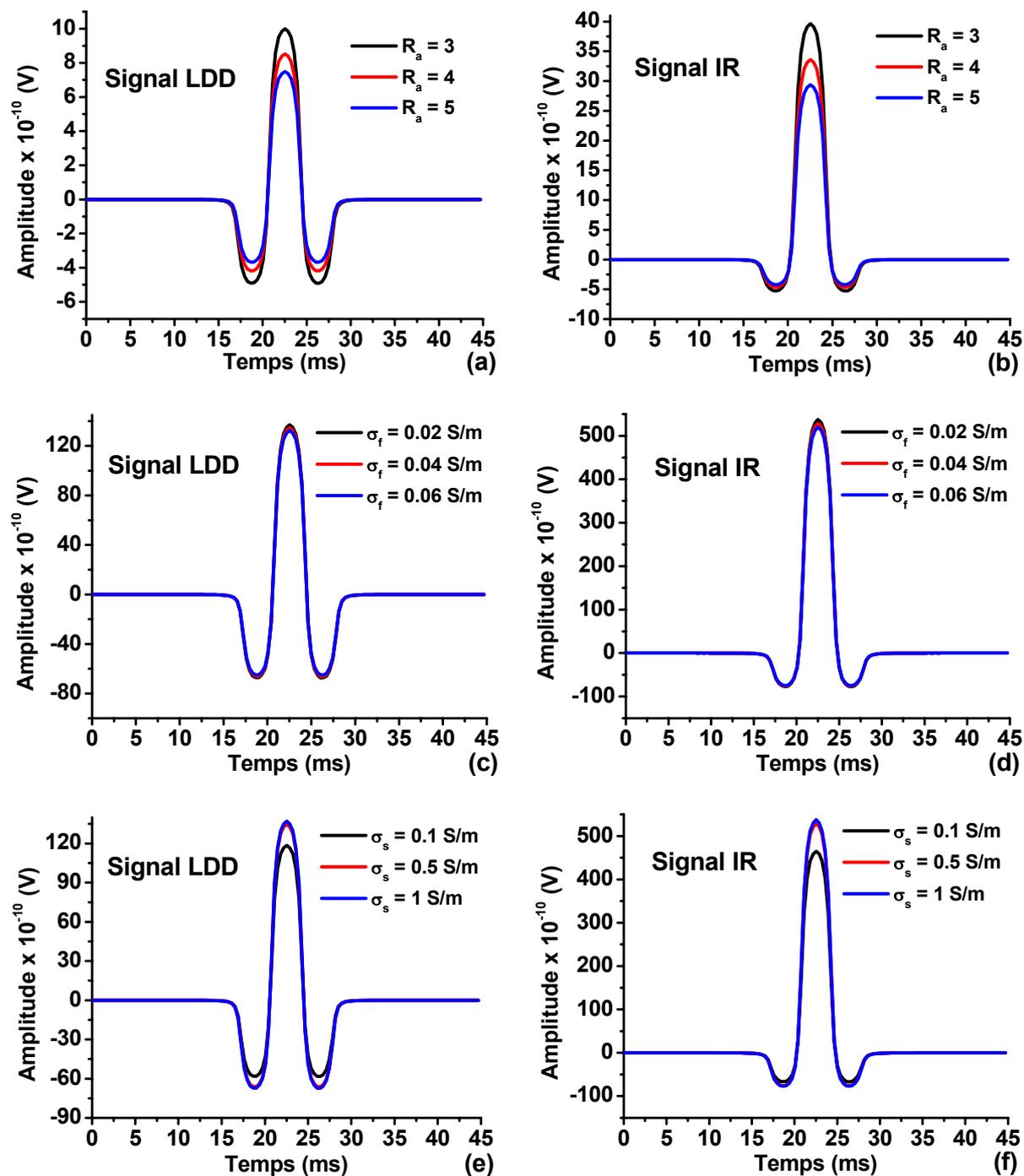


Fig. 2. 19. Influences du rapport d'anisotropie du muscle (a et b), de la conductivité de la graisse (c et d) et de la conductivité de la peau (e et f) sur l'amplitude du SFAP généré dans un volume conducteur planaire multicouche et détecté par les systèmes LDD (coté gauche) et IR (coté droit). R_a indique le rapport d'anisotropie du muscle, σ_f et σ_s sont les conductivités des couches de la graisse et de la peau, respectivement.

Dans [51], nous avons étudié les effets de quelques paramètres physiques sur la forme du SFAP. Les paramètres étudiés sont le rapport d'anisotropie du muscle R_a (rapport entre la conductivité du muscle dans la direction longitudinale et la conductivité du muscle dans la direction transversale (équation 2.1)) et les conductivités des couches de la graisse et de la peau. Nous avons montré qu'avec les augmentations du rapport d'anisotropie du muscle (Fig.

2.19a et (Fig. 2.19b) et de la conductivité de la couche de la graisse (Fig. 2.19c et (Fig. 2.19d), l'amplitude du SFAP détecté par les systèmes LDD (coté gauche) et IR (coté droit) diminue. Il est à souligner que l'effet du rapport d'anisotropie du muscle est plus important par rapport à l'effet de la conductivité de la couche de la graisse. Cependant, l'augmentation de la conductivité de la couche de la peau (Fig. 2.19e et (Fig. 2.19f), provoque un léger accroissement de l'amplitude du SFAP.

N.B : Les résultats des trois figures 2.17, 2.18 et 2.19 ont été simulés en utilisant les paramètres cités dans le tableau 2.1.

Nous avons aussi décrit les étapes de modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique multicouches et analysé l'effet du nombre de couches du volume conducteur cylindrique sur la forme du SFAP [55]. Les résultats ont montré que l'amplitude du SFAP diminue avec l'augmentation du nombre de couches (augmentation de la distance entre le point de détection et la fibre musculaire). Nous avons également montré que l'absence conjointement des deux couches isotropes graisse et peau a un grand effet sur l'amplitude du SFAP par rapport à l'absence uniquement de la couche de la peau.

Dans une autre communication [52], nous avons évalué les effets de deux paramètres du système de détection (l'angle d'inclinaison des fibres et la distance inter-électrode) sur la valeur moyenne rectifiée (*ARV* : average rectified value) et sur la fréquence médiane (*MDF* : median frequency) du SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique multicouches et détecté par les systèmes anisotropes (LSD, LDD, TSD, TDD et BiTDD) et les systèmes presque isotropes (NDD, IR et IB2).

L'*ARV* et la *MDF* sont définis par les équations 2.28 et 2.29, respectivement [56] :

$$ARV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i| \quad (2.39)$$

où N est le nombre des échantillons du signal SFAP, X est le signal analysé (dans notre cas, le signal étudié est le SFAP).

$$\int_{f_{min}}^{MDF} P(f)df = \int_{MDF}^{f_{max}} P(f)df \quad (2.40)$$

avec f_{min} est la plus basse fréquence, f_{max} est la plus haute fréquence et $P(f)$ est la densité spectrale de puissance du signal simulé.

Nous avons montré que les valeurs normalisées des *ARV* et *MDF* avaient diminué lorsque l'angle d'inclinaison des fibres par rapport à l'orientation des électrodes de détection a été

augmenté, tandis que les valeurs normalisées des ARV et MDF augmentées avec l'augmentation de la distance inter-électrode.

Nous avons analysé et interprété, par le Kurtosis, les effets de la profondeur des fibres dans le muscle et les épaisseurs des couches de la graisse et de la peau [53] et les effets de l'angle d'inclinaison des fibres musculaires par rapport à l'orientation des électrodes de détection, la distance inter-électrode et le rayon de l'électrode de forme circulaire [54] sur la forme du potentiel d'action généré dans une unité motrice (MUAP) pour un volume conducteur cylindrique multicouches. Le quatrième moment normalisé ou le Kurtosis d'un signal est défini par [57] :

$$Kurt(x) = \frac{E(x^4)}{(E(x^2))^2} - 3 \quad (2.41)$$

où x représente le signal étudié.

Dans [53], nous avons montré que l'effet de la variation de la profondeur de l'unité motrice sur le Kurtosis du SFAP détecté par les systèmes TSD, TDD, BiTDD et IR était plus élevé par rapport aux effets des épaisseurs des couches de la graisse et de la peau. Nous avons remarqué que lorsque les épaisseurs des couches de la graisse et de la peau augmentaient, le Kurtosis des SFAPs détectés était presque constant ce qui n'était pas le cas lorsque la profondeur de l'unité motrice augmentait.

Dans [54], nous avons montré qu'une augmentation de l'angle d'inclinaison des fibres par rapport au centre du système de détection entraînait une décroissance du Kurtosis du SFAP détecté par les systèmes LSD, LDD, NDD et IB2. Cependant, une augmentation de la distance inter-électrode a montré que le Kurtosis du MUAP diminuait jusqu'à 10 mm de la distance inter-électrode ensuite il commençait à augmenter de nouveau. Nous avons montré aussi qu'avec l'augmentation du rayon de l'électrode circulaire, le Kurtosis du MUAP détecté par les systèmes LSD, LDD, NDD et IB2 diminuait.

2.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les étapes (le modèle mathématique du volume conducteur, la modélisation du système de détection et la description de la densité de courant de la source) de modélisation du SFAP généré dans des modèles de volumes conducteurs invariants dans l'espace planaire [10] et cylindrique [12]. Malgré que toutes les couches des deux volumes conducteurs décrites précédemment sont homogènes mais les deux volumes conducteurs sont non homogènes car les conductivités de ses couches sont différentes.

Nous avons montré que la forme du SFAP est liée aux paramètres anatomiques (la profondeur de la fibre dans le muscle et les épaisseurs des couches de la graisse et de la peau), physiques (le rapport d'anisotropie du muscle et les conductivités des couches de la graisse et de la peau) et du système de détection (la distance entre le centre du système de détection et la fibre musculaire dans la direction transversale, l'angle d'inclinaison des fibres par rapport à l'orientation des électrodes de détection et la forme et les dimensions des électrodes de détection).

Chapitre 3 : Modélisation du SFAP généré dans un volume conducteur non invariant dans l'espace

3.1. Introduction

Les modèles du signal sEMG sont utiles pour estimer les effets de la géométrie ou des propriétés de la conductivité du tissu sur le signal enregistré [19]. Un modèle d'un tissu physiologique plus réel est obtenu en considérant plusieurs couches où chaque couche est généralement supposée homogène. Comme résultat, le modèle composé de couches homogènes est un modèle non homogène [19]. D'autres modèles non homogènes ont été obtenus en considérant des muscles avec des fibres qui ne sont pas parallèles entre elles (cas des muscles bipennés [13] et triangulaires [15]). De plus, les inhomogénéités (par exemple les vaisseaux sanguins) peuvent être présentées à l'intérieur des tissus homogènes. Ces dernières inhomogénéités ont été décrites par des modèles simples ayant été étudiés analytiquement dans le domaine de la transformée de Fourier [19].

La plupart des modèles de simulation du SFAP ont été basés sur un volume conducteur invariant dans l'espace [6-8], [10], [12]. L'invariance dans l'espace dans la direction de propagation du IAP est une propriété du volume conducteur qui est à la fois homogène et géométriquement invariant le long de cette direction [5]. De plus, si une source se propage avec une vitesse constante le long d'une direction invariante dans l'espace et se détecte le long de la même direction par différents systèmes de détection, ces systèmes vont enregistrer des versions décalées des potentiels ayant la même forme [14]. Cependant, dans le cas des volumes conducteurs non invariants dans l'espace, les potentiels détectés le long de la direction de propagation du IAP ont des formes différentes malgré que la source a les mêmes propriétés [14], [15]. De plus, dans le cas d'un volume conducteur non invariant dans l'espace, la réponse à une impulsion est différente pour chaque location de l'impulsion le long de la direction de propagation du IAP [14].

Quelques travaux ont investigués des volumes conducteurs non invariants dans l'espace [17], [38], [58]. Ces modèles ont examiné les effets de la géométrie et l'inhomogénéité des tissus sur le signal sEMG simulé.

Dans ce chapitre, nous avons décrit un modèle mathématique d'un volume conducteur non homogène (non invariants dans l'espace). Dans ce modèle [14], les deux couches du volume

conducteur sont décrites dans un système de coordonnées cartésien. De plus, l'inhomogénéité de ce modèle est due à la présence des sphères dans la couche de la graisse (les sphères ont une conductivité différente par rapport à la conductivité de la graisse) [14].

3.2. Description du modèle de volume conducteur avec une inhomogénéité sphérique

Dans le cas des conditions quasi-stationnaires, le potentiel électrique dans un volume conducteur est décrit par la relation suivante [14] :

$$\nabla \cdot J = -\nabla \cdot (\underline{\underline{\sigma}} \nabla \varphi) = I \quad (3.1)$$

Où φ est le potentiel électrique, J est la densité de courant dans le milieu (A/m^2), I est la densité de courant de la source (A/m^3) et $\underline{\underline{\sigma}}$ est le tenseur de conductivité (S/m).

Un volume conducteur avec une inhomogénéité locale peut être modélisé par un tenseur de conductivité discontinu :

$$\underline{\underline{\sigma}} = \underline{\underline{\sigma}}_c (1 - \chi_p) + \sigma_p \chi_p \quad (3.2)$$

où $\underline{\underline{\sigma}}$ est le tenseur de conductivité continu (S/m). Par exemple, un tenseur anisotrope constant modélise le tissu du muscle. σ_p est la conductivité de l'inhomogénéité qui a été considérée isotrope et constante et χ_p est la fonction caractéristique de l'inhomogénéité. En particulier :

$$\chi_p = \begin{cases} 1 & \Omega_p \\ 0 & \Omega \setminus \Omega_p \end{cases} \quad (3.3)$$

Où Ω est le domaine considéré et Ω_p est la portion du domaine dans lequel l'inhomogénéité est défini (la notation $\Omega \setminus \Omega_p$ permet de montrer la différence entre le domaine Ω et la portion du domaine Ω_p dans lequel l'inhomogénéité est définie).

Soit $\Omega = R^3$, le problème mathématique de la détermination du potentiel dû à une source de courant impulsionnelle δ dans $\Omega \setminus \Omega_p$ peut être énoncé comme suit :

$$\begin{cases} -\nabla \cdot (\underline{\underline{\sigma}}_c \nabla \varphi_1) = \delta & \Omega \setminus \Omega_p \\ -\nabla \cdot (\underline{\underline{\sigma}}_p \nabla \varphi_2) = 0 & \Omega_p \end{cases} \quad (3.4)$$

Pour résoudre (3.4), nous avons appliqué la condition de disparition du potentiel à l'infini et les conditions de continuité du potentiel et du flux de courant à l'interface de l'inhomogénéité. Ces conditions sont données par :

$$\begin{cases} \varphi_1 = \varphi_2 & \partial\Omega_p \\ \sigma_c \frac{\partial\varphi_1}{\partial n} = \sigma_p \frac{\partial\varphi_2}{\partial n} & \partial\Omega_p \end{cases} \quad (3.5)$$

où n est la direction normale par rapport à la surface $\partial\Omega_p$ de l'inhomogénéité. Par linéarité, le potentiel généré par une densité de courant de source est obtenu en intégrant sur le domaine Ω la réponse impulsionnelle pondérée par le terme source. Les équations (3.4) et (3.5) sont complexes. Par conséquent, des hypothèses simplificatrices sur la géométrie de l'inhomogénéité ont été utiles pour une étude analytique.

Nous avons considéré une inhomogénéité sphérique. Une solution finale du problème ne peut être obtenue que dans des cas spécifiques (par exemple pour une inhomogénéité avec une conductivité infinie) en utilisant la technique d'image. Comme nous avons visé à fournir une solution (même approximative) qui peut être appliquée dans des situations plus pratiques, nous avons utilisé une approche plus générale.

La solution de l'équation de Laplace en coordonnées sphériques en symétrie azimutale peut être représentée comme [14] :

$$\varphi_{Sph}(r, \theta) = \sum_{n=0}^{n=+\infty} (A_n r^n + B_n r^{-(n+1)}) P_n(\cos \theta) \quad (3.6)$$

où P_n sont les polynômes de Legendre et θ est l'angle zénith. Cette expression, avec des choix appropriés des coefficients A_n et B_n , peut être utilisée à la fois pour représenter la solution dans Ω_p et d'étudier l'effet de l'inhomogénéité sphérique sur la distribution du potentiel dans $\Omega \setminus \Omega_p$ (r indique la distance par rapport au centre de l'inhomogénéité). En effet, par linéarité, la solution dans $\Omega \setminus \Omega_p$ est obtenue par la somme de la solution associée à la source impulsionnelle en l'absence d'inhomogénéité (c'est-à-dire pour un volume conducteur infini, la réponse impulsionnelle est proportionnelle à l'inverse de la distance de la position de la source) et l'expression (3.6) [14].

Comme les termes de (3.6) avec les coefficients A_n diverge pour $r \rightarrow \infty$ et ceux avec les coefficients B_n diverge pour $r \rightarrow 0$, les coefficients A_n sont nuls pour la solution dans $\Omega \setminus \Omega_p$,

tandis que les coefficients B_n s'annulent pour la solution dans Ω_p . Il est à noter que la solution dans $\Omega \setminus \Omega_p$ peut être interprétée comme la somme de l'inverse de la distance à partir de la position de la source est une série de $1/r$. Son gradient et toutes les dérivées spatiales supérieures sont toutes des solutions de l'équation de Laplace disparaissant à l'infini.

Le potentiel a été obtenu en imposant les conditions d'interface qui correspondent à tous les termes de la série. Une solution approximative est obtenue en considérant seulement les premiers termes de la série dans l'équation (3.6). Cette solution est valable pour les potentiels observés à une certaine distance de l'inhomogénéité. Une telle solution approximative et l'estimation de l'erreur d'approximation ont été évaluées dans la section suivante.

3.2.1.1. Calcul approximative du SFAP

Dans cette section, vue la complexité de la géométrie du volume conducteur considéré (présence des sphères à l'intérieur de la couche de la graisse), une solution analytique approximative pour calculer le SFAP généré dans ce volume conducteur a été proposée (solution avec erreur) [14].

Comme les termes $1/r^n$ fournissent la plus grande contribution à une courte distance de l'inhomogénéité, une solution approchée a été obtenue en considérant seulement certains de ces termes. L'estimation de l'erreur introduite dans la solution a été exprimée en fonction du rayon de l'inhomogénéité et des distances entre la source, l'inhomogénéité et le point de détection.

Nous avons considéré le cas d'une inhomogénéité placée à l'intérieur d'un volume conducteur homogène et infini ($\Omega = \mathfrak{R}^3$) c'est-à-dire $\underline{\underline{\sigma_c}} = \sigma$ dans l'équation (3.2). Les résultats s'appliquent également au cas d'un muscle homogène, anisotrope et planaire; c'est-à-dire :

$\underline{\underline{\sigma_c}} = \sigma_t \begin{matrix} \rightarrow & \rightarrow \\ i & i \end{matrix} + \sigma_j \begin{matrix} \rightarrow & \rightarrow \\ j & j \end{matrix} + \sigma_l \begin{matrix} \rightarrow & \rightarrow \\ k & k \end{matrix}$ car il est possible de lier la détermination des réponses impulsionnelles d'un tel volume conducteur planaire, anisotrope à un volume conducteur isotrope en faisant le changement des variables spatiales suivant :

$$\begin{cases} X = \sqrt{\frac{\sigma}{\sigma_t}} x \\ Y = \sqrt{\frac{\sigma}{\sigma_j}} y \\ Z = \sqrt{\frac{\sigma}{\sigma_l}} z \end{cases} \quad (3.7)$$

Avec ce changement de variables, l'inhomogénéité sphérique est transformée en une inhomogénéité elliptique.

La résolution de l'équation (3.4) peut être obtenue par l'approximation de la solution à l'intérieur de l'inhomogénéité avec une fonction linéaire. Une telle approximation est justifiée car nous supposons que l'inhomogénéité est faible par rapport à la distance de la source, de sorte qu'il est raisonnable de supposer que le potentiel sur $\partial\Omega_p$ présente de petites variations (donnant de petites variations à l'intérieur de l'inhomogénéité, par le théorème des valeurs moyennes pour l'équation de Laplace). La perturbation du potentiel dans $\Omega \setminus \Omega_p$ en raison de l'inhomogénéité a été étudiée en considérant l'expression suivante :

$$\varphi_p(\vec{r}) \approx \frac{a}{r} + \vec{A} \cdot \nabla \frac{1}{r} = \frac{a}{r} - \frac{\vec{A} \cdot \vec{n}}{r^2} \quad (3.8)$$

(a et \vec{A} sont un scalaire et un vecteur à déterminer). $\varphi_p(\vec{r})$ est un harmonique de perturbation (c'est un terme satisfaisant l'équation (3.4)) au potentiel libre d'inhomogénéité. Il s'agit du potentiel qui correspond à un volume conducteur homogène obtenu en éliminant l'inhomogénéité. L'expression (3.8) approxime l'effet de perturbation de l'inhomogénéité en considérant seulement les deux premiers termes non-évolutifs de la série dans l'équation (3.6). Comme le premier terme dans le côté droit de l'équation (3.8) donnerait un flux proportionnel à a à travers une surface fermée entourant l'inhomogénéité, on pose $a = 0$. Ainsi, la solution approximative de l'équation (3.4) dans $\Omega \setminus \Omega_p$ peut être écrite comme la somme de la solution libre d'inhomogénéité et du terme de perturbation (Fig. 3.1).

$$\varphi_1(\vec{r}) = \varphi_s(\vec{r}) + \varphi_p(\vec{r}) \approx \frac{1}{\left| \vec{r} - \vec{r}_s \right|} - \frac{\vec{A} \cdot \vec{n}}{\left| \vec{r} - \vec{r}_p \right|^2} \quad (3.9)$$

où \vec{r}_s est la position de la source, \vec{r}_p indique la position du centre de l'inhomogénéité (Fig. 3.1).

Les conditions aux limites à la surface de l'inhomogénéité sphérique imposent une correction sur le potentiel $1/|\vec{r} - \vec{r}_s|$. Une telle correction est plus grande dans la direction reliant le centre de la sphère à la position de la source ($\partial\varphi_1/\partial n$ est maximale) et diminue compte tenu des directions orthogonales ($\partial\varphi_1/\partial n$ disparaît dans une circonférence située dans le plan

orthogonal à $\vec{r}_s - \vec{r}_p$. Les points d'une telle circonférence sont obtenus comme points tangents de la sphère aux droites passant par \vec{r}_s (Fig. 3.2). Ainsi, \vec{A} doit être choisi dans la direction parallèle à $\vec{r}_s - \vec{r}_p$. L'amplitude de \vec{A} peut être déterminée en étudiant un problème unidimensionnel (1-D) le long de la direction de \vec{A} . C'est la longueur de l'arc suivant cette direction. En imposant les conditions aux limites à la surface de la sphère, c'est-à-dire à $s_p - R$ et à $s_p + R$ (R est le rayon de l'inhomogénéité et s_p son centre), nous obtenons (Fig. 3.1) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{s-s_s} \Big|_{s_p-R} - \frac{\vec{A} \cdot (-\vec{i})}{(s-s_p)^2} \Big|_{s_p-R} = \varphi_2(s_p - R) \\ \frac{1}{s-s_s} \Big|_{s_p+R} - \frac{\vec{A} \cdot \vec{i}}{(s-s_p)^2} \Big|_{s_p+R} = \varphi_2(s_p + R) \\ \sigma \frac{\partial}{\partial s} \frac{1}{s-s_s} \Big|_{s_p-R} - \sigma \frac{\partial}{\partial s} \frac{\vec{A} \cdot (-\vec{i})}{(s-s_p)^2} \Big|_{s_p-R} = -\sigma_p \frac{\Delta\varphi}{2R} \\ \sigma \frac{\partial}{\partial s} \frac{1}{s-s_s} \Big|_{s_p+R} - \sigma \frac{\partial}{\partial s} \frac{\vec{A} \cdot \vec{i}}{(s-s_p)^2} \Big|_{s_p+R} = -\sigma_p \frac{\Delta\varphi}{2R} \end{array} \right. \quad (3.10)$$

où nous avons supposé que $s_p > s_s > 0$ et où \vec{i} est le vecteur unitaire le long de la direction positive de l'axe s , $\Delta\varphi = \varphi_2(s_p - R) - \varphi_2(s_p + R)$. Notons que dans les troisième et quatrième conditions de l'équation (3.10), qui sont celles concernant la continuité du flux, φ_2 est supposé une fonction linéaire de s . Avec d'autres calculs algébriques et en utilisant une approximation linéaire de $1/s - s_s$ dans $(s_p - R, s_p + R)$ nous obtenons la solution suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta\varphi = \frac{6\sigma}{2\sigma + \sigma_p} \frac{R}{(s_p - s_s)^2} \\ \vec{A} \cdot \vec{i} = \frac{\sigma - \sigma_p}{2\sigma + \sigma_p} \frac{R^3}{(s_p - s_s)^2} \end{array} \right. \quad (3.11)$$

Il est à noter que le terme de correction $(\vec{A} \cdot \vec{n})$ disparaît si $\sigma = \sigma_p$. En considérant le cas limite pour lequel l'inhomogénéité est modélisée comme un conducteur parfait ($\sigma_p = \infty$), La

solution fournie est une approximation du premier ordre de la solution exacte obtenue par la théorie de l'image pour le potentiel généré par une source ponctuelle dans un volume conducteur homogène infini avec une sphère de conductivité infinie. Ce potentiel est égal à celui qui serait dans le même volume conducteur sans la sphère inhomogène en son centre (égale à la moyenne du potentiel sur la sphère ou sur sa surface par le théorème de la valeur moyenne de l'équation de Laplace) [14].

Dans ce cas, on obtient aussi $\Delta\varphi = 0$. Un autre cas limite est celui d'une sphère de matériau isolant. Dans ce cas, la solution est une approximation d'un problème homogène de Neumann, pour lequel la solution a une dérivée normale de fuite sur la surface de l'inhomogénéité. La

solution approchée fournie impose la disparition de la dérivée normale le long $\vec{r}_s - \vec{r}_p$ qui est la direction d'abaissement la plus difficile du potentiel, et dans la section orthogonale par le centre de l'inhomogénéité.

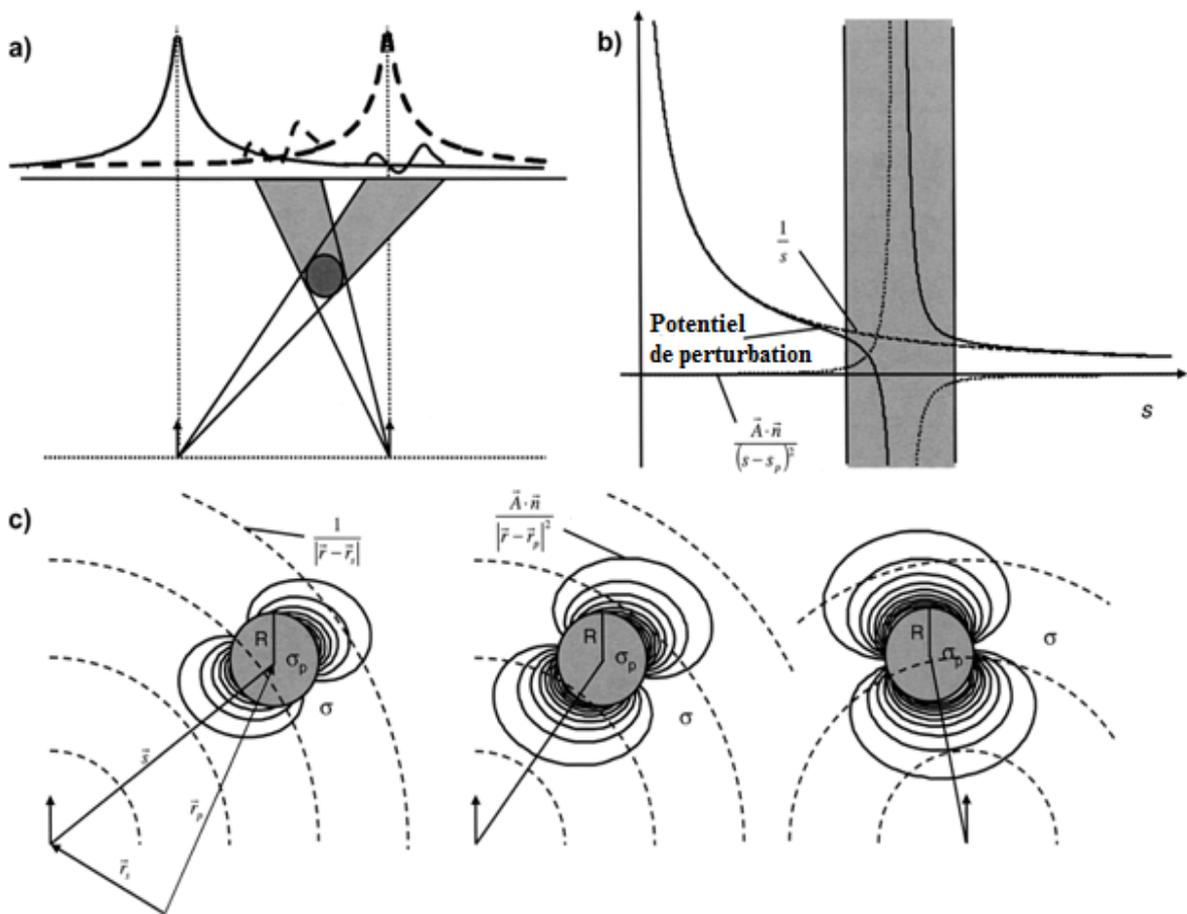


Fig. 3. 1. Effet d'une inhomogénéité sur le potentiel d'action de surface généré dans un volume conducteur homogène. (a) : La réponse impulsionnelle est perturbée par un terme qui est non invariant dans l'espace où son support se propage dans le sens inverse par rapport à la source. (b) : le potentiel le long de la direction $\vec{s} = \vec{r}_p - \vec{r}_s$ donnée par la solution approximative (équation 3.9), avec $\vec{A} \cdot \vec{n}$ est définie par l'équation (3.11), L'effet de perturbation décroît rapidement avec la distance par rapport à l'inhomogénéité. (c) : Diagramme de contour du terme de perturbation pour différentes positions de la source impulsive [14].

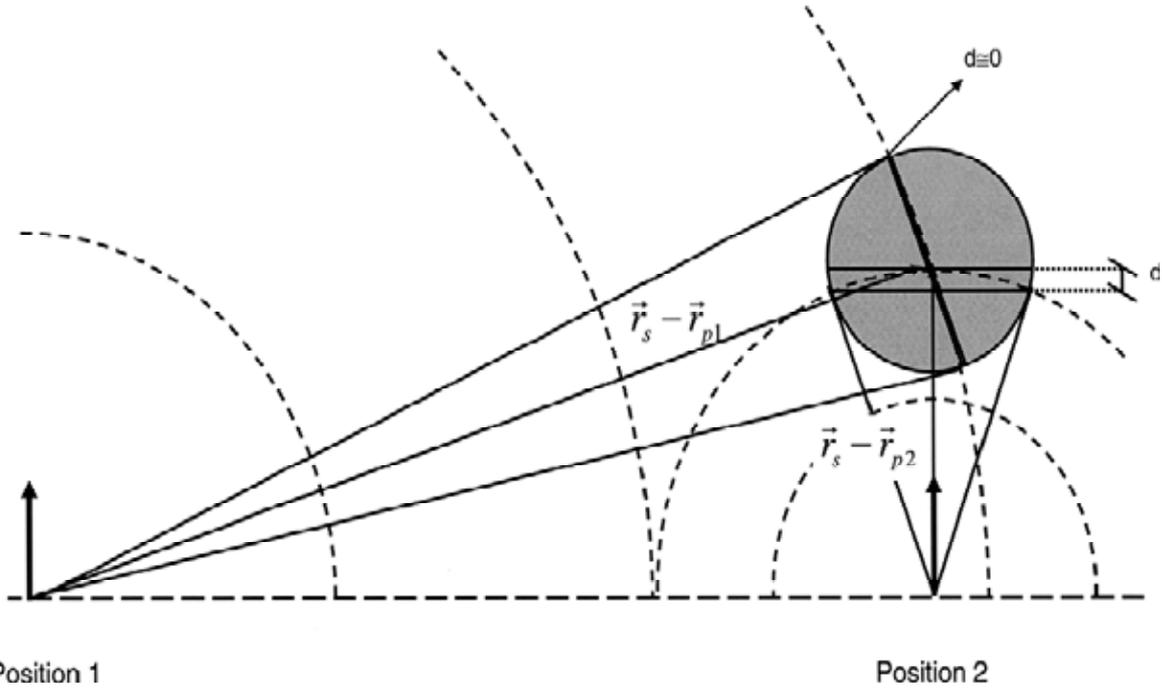


Fig. 3. 2. Analyse de l'erreur d'approximation dans la direction orthogonale à $\vec{r}_p - \vec{r}_s$. Le terme de perturbation doit être disparu là où la dérivée normale du potentiel libre d'inhomogénéité vers la limite d'inhomogénéité disparaît. Une telle propriété est vérifiée dans un plan orthogonal à $\vec{r}_p - \vec{r}_s$ en passant par les points tangents des lignes passant par la source jusqu'à la surface d'inhomogénéité. Le terme de perturbation approché s'annule dans le plan orthogonal à $\vec{r}_p - \vec{r}_s$ en passant par le centre de l'inhomogénéité. Dans le cas de la source en position 1, la distance entre les deux plans est négligeable par rapport au rayon de l'inhomogénéité. d est la distance entre le plan parallèle contenant les deux circonférences. Elle est donnée par l'expression suivante : $d = R^2 / \vec{r}_s - \vec{r}_p$ où R est le rayon de l'inhomogénéité [14].

3.2.1.2. Application sur un volume conducteur planaire multicouche

Dans cette section, nous avons appliqué l'effet du non homogénéité sphérique sur un modèle de volume conducteur non homogène, anisotrope, planaire et multicouche constitué par les couches du muscle (homogène et anisotrope) et de la graisse (non homogène et isotrope : l'inhomogénéité de la graisse est due à la présence des sphères à l'intérieur de cette couche. De plus, les sphères qui se trouvent à l'intérieur de la graisse n'ont pas la même conductivité que celle de la graisse). La figure 3.3 montre la géométrie du volume conducteur étudié. En utilisant la même approche montrée dans [10], la fonction de transfert du volume conducteur décrit précédemment est donnée par l'équation suivante [14] :

$$H(K_x, y, K_z) = \frac{1}{2\sigma_{MT}} \cdot \frac{e^{-\sqrt{K_x^2 + \frac{\sigma_{ML}}{\sigma_{MT}} K_z^2} |y_0|}}{\cosh(K_y |y_0|) \left(\sqrt{K_x^2 + \frac{\sigma_{ML}}{\sigma_{MT}} K_z^2} + K_y \frac{\sigma}{\sigma_{MT}} \tanh(K_y h) \right)} \cdot e^{K_y(y-h)} + e^{-K_y(y-h)} \quad (3.12)$$

où $y \in [0, h]$, σ , σ_{MT} , σ_{ML} sont les conductivités des couches de la graisse et du muscle dans les directions longitudinale et transversale, respectivement. $K_y = \sqrt{K_x^2 + K_z^2}$ (K_x et K_z sont les fréquences angulaires spatiales dans les directions x et z , respectivement). La profondeur de la

fibres dans le muscle est mesurée selon l'axe y , y_0 est la profondeur de la source (<0), $y = 0$ est la position de l'interface entre la graisse et le muscle, $y = h$ est la surface de détection.

Dans l'article [10], la fonction de transfert du volume conducteur a été fournie uniquement pour la surface de détection tandis que l'expression (3.12) se réfère à une profondeur générique y dans la couche de la graisse, ce qui est ici d'intérêt pour étudier l'effet de l'inhomogénéité. Nous avons examiné les inhomogénéités sphériques situées dans la couche de la graisse. Les généralisations de ce cas aux volumes conducteurs plans multicouches sont simples.

Le gradient du potentiel libre d'inhomogénéité au centre de l'inhomogénéité est donné par :

$$\nabla\varphi = \begin{pmatrix} I_2^{-1}(jK_x H) \\ I_2^{-1}(\partial_y H) \\ I_2^{-1}(jK_z H) \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

où I_2^{-1} est la transformée de Fourier inverse 2D dans K_x et K_z , H est donnée par l'équation (3.12). Notons que les dérivées partielles dans les coordonnées x et z sont obtenus dans le domaine fréquentiel spatial, qui est également le domaine dans lequel le problème a été étudié [14].

Dans le cas d'un volume conducteur général, l'équation (3.11) devient :

$$\begin{cases} \Delta\varphi = \frac{6\sigma}{2\sigma + \sigma_p} |\nabla\varphi| R \\ \vec{A} \cdot \vec{i} = \frac{\sigma - \sigma_p}{2\sigma + \sigma_p} |\nabla\varphi| R^3 \end{cases} \quad (3.14)$$

où σ et σ_p sont les conductivités de la couche de la graisse et de la sphère inhomogène, respectivement, R est le rayon de la sphère d'inhomogénéité.

En substituant l'expression (3.13) dans (3.14), le terme de perturbation est obtenu par l'équation (3.8). Le potentiel de surface est obtenu par la sommation du potentiel libre d'inhomogénéité et du terme de perturbation à la surface de détection.

$$\varphi(x, y = h, z) = \varphi_s(x, y = h, z) + \varphi_p(x, y = h, z) = I_2^{-1}(H(K_x, y = h, K_z)) - \frac{\vec{A} \cdot \vec{n}}{\left| \vec{r} - \vec{r}_p \right|^2} \Bigg|_{y=h} \quad (3.15)$$

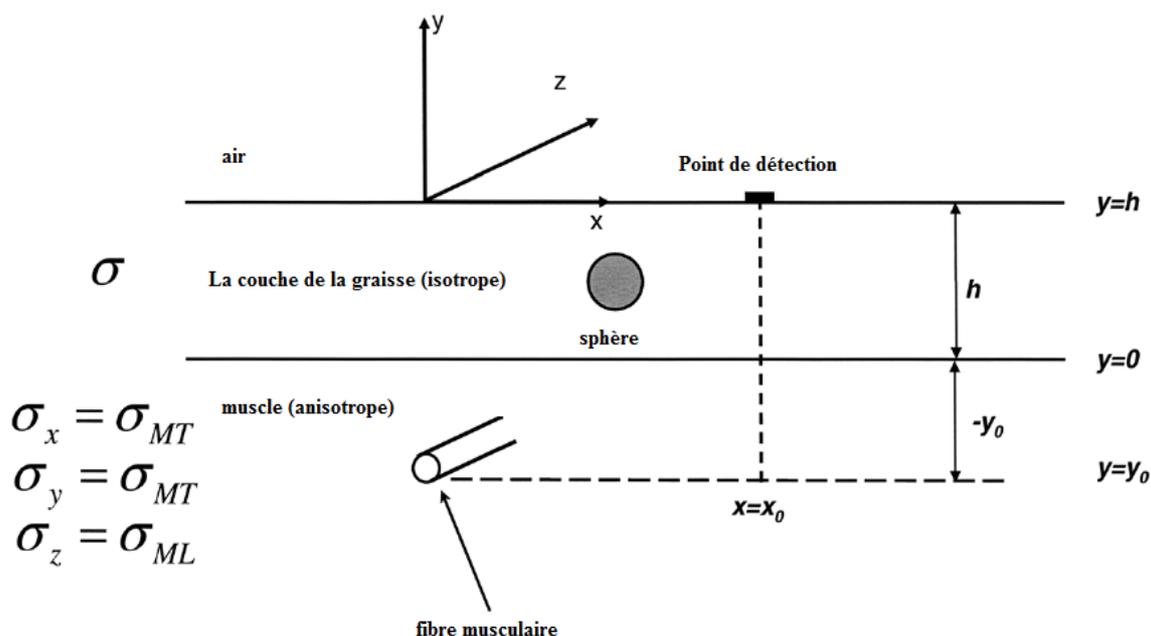


Fig. 3. 3. Un modèle de volume conducteur planaire constitué par une couche de graisse isotrope et un tissu du muscle anisotrope. A l'intérieur de la couche de la graisse il existe une sphère qui la rend une couche inhomogène (l'inhomogénéité est due à la différence des conductivités entre la couche de la graisse et la sphère [14]).

3.2.1.3. Résultats de simulation

3.2.1.3.1. Comparaison des systèmes de détection

Après la description du modèle du volume conducteur non homogène avec la fonction de transfert décrite dans (3.12) et avec l'introduction de la fonction de transfert du système de détection et la transformée de Fourier de la densité de courant de la source, le SFAP a été calculé selon la même méthode décrite dans les sections 2.2.1 et 2.2.2 du chapitre 2. Nous avons illustré la méthode par des exemples de signaux SFAPs générés dans un volume conducteur planaire, non homogène et anisotrope constitué par les couches du muscle et de la graisse (sa géométrie est montrée sur la figure 3.3). L'inhomogénéité de ce modèle de volume conducteur est due à la présence d'une sphère d'inhomogénéité à l'intérieur de la couche de la graisse. Cette sphère d'inhomogénéité a une conductivité différente à celle où elle se trouve (la couche de la graisse).

La figure 3.4 montre le SFAP généré dans le volume conducteur montré à la figure 3.3 et détecté par les systèmes LSD (Fig. 3.4a), TSD (Fig. 3.4b), LDD (Fig. 3.4c), TDD (Fig. 3.4d), NDD (Fig. 3.4e) et IB2 (Fig. 3.4f). Il est notable que l'amplitude du SFAP détecté par le système TSD (Fig. 3.4b) est la plus petite et l'amplitude du SFAP détecté par le système IB2 (Fig. 3.4f) est la plus grande. Cette différence en amplitude est due aux poids donnés aux électrodes de détection qui sont considérés comme des gains d'amplification du signal SFAP

(voir la figure 2.1 du chapitre 2). Les paramètres de simulation des signaux SFAPs montrés à la figure 3.4 sont décrits dans le tableau 3.1.

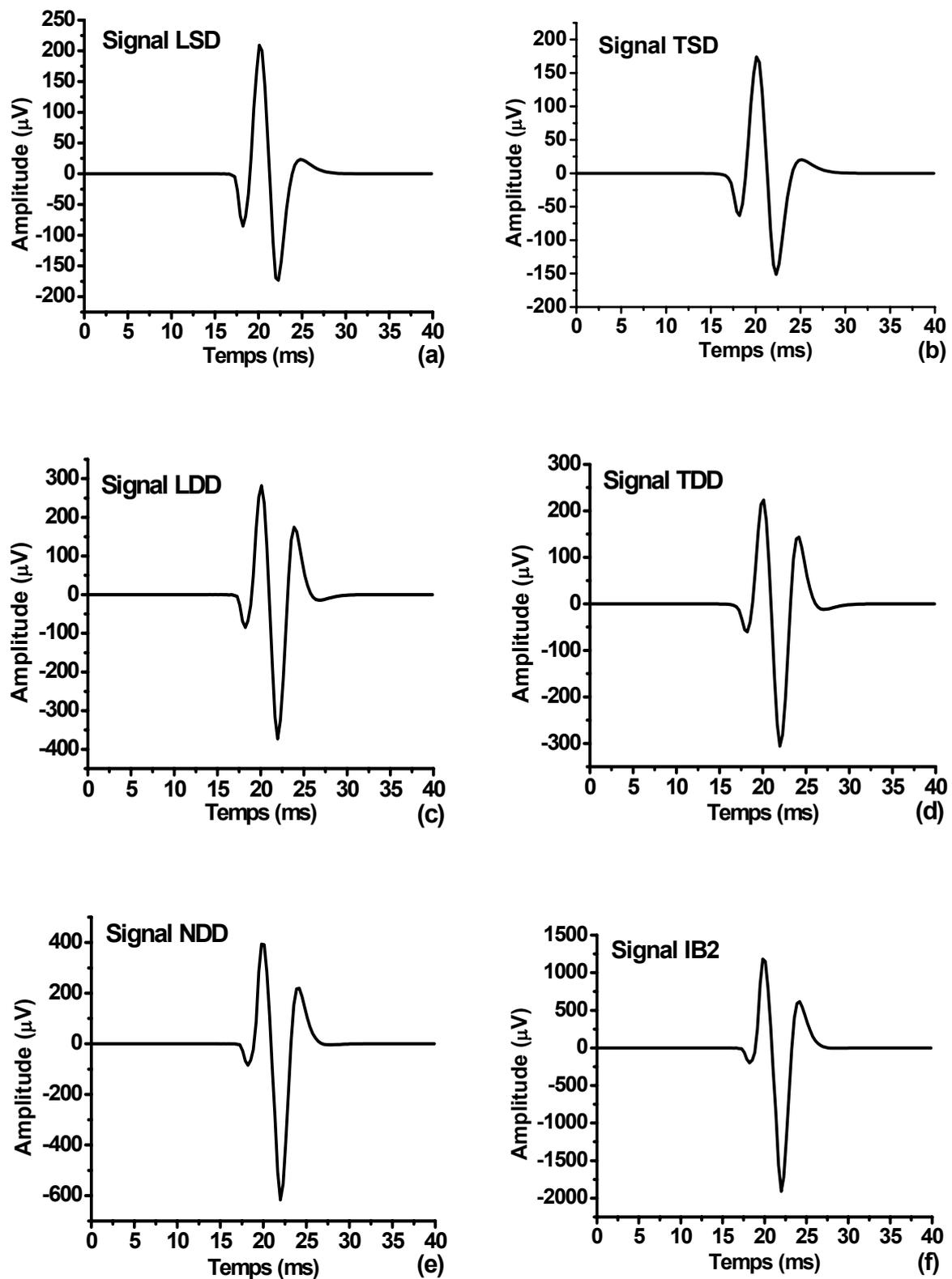


Fig. 3. 4. Exemples de signaux SFAPs générés dans le volume conducteur montré sur la figure 3.3 et décrit par l'équation (3.12).

Tableau. 3. 1. Paramètres de simulation du SFAP généré dans le volume conducteur montré à la figure 3.3 et décrit par l'équation 3.15 [14].

Paramètre	Description	Value
$y_0(mm)$	Profondeur de la fibre dans le muscle	4
$h(mm)$	Épaisseur de la graisse	4
$R(mm)$	Rayon de la sphère d'inhomogénéité	1
$\sigma(S/m)$	Conductivité de la graisse	0.02
$\sigma_{ML}(S/m)$	Conductivité du muscle dans la direction longitudinale	0.5
$\sigma_{MT}(S/m)$	Conductivité du muscle dans la direction transversale	0.1
$\sigma_p(S/m)$	Conductivité de la sphère d'inhomogénéité	0.2
$r_p(mm)$	La position du centre d'inhomogénéité	2.5
$d_x = d_z(mm)$	La distance inter-électrode	20
$r_e(mm)$	Rayon de l'électrode circulaire	15

3.2.1.3.2. Effets des paramètres d'inhomogénéité

Nous avons analysé les effets de deux paramètres de l'inhomogénéité sur la forme du SFAP simulé (voir la Fig. 3.5). Ces paramètres sont le rayon R et la conductivité de la sphère d'inhomogénéité σ_p .

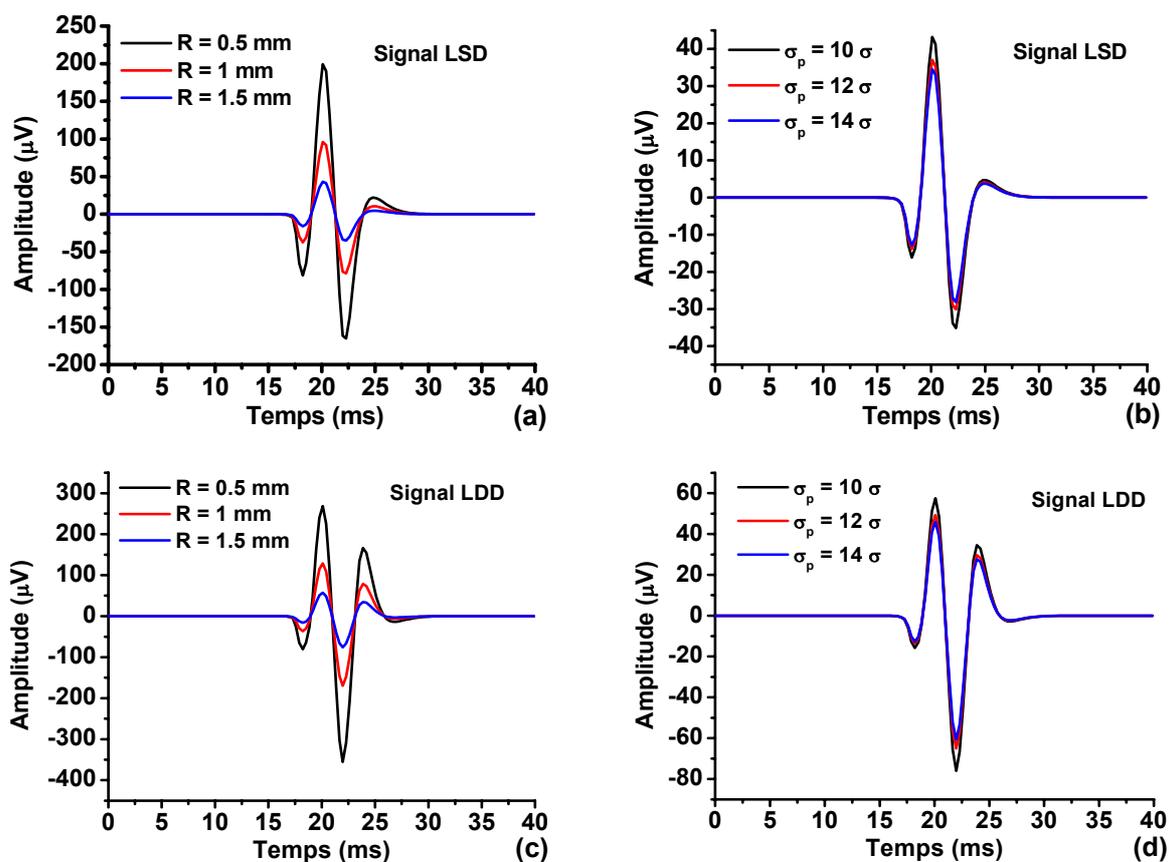


Fig. 3. 5. Effets du rayon de la sphère inhomogène (a et c) et sa conductivité (b et d) sur la forme du SFAP détecté par les systèmes LSD (a et b) et LDD (c et d). Pour l'effet du rayon de la sphère, la conductivité de l'inhomogénéité est égale à dix fois la conductivité de la graisse ($\sigma_p = 10\sigma$). Pour l'effet de la conductivité de l'inhomogénéité, le rayon de la sphère est égale à **1 mm**.

La figure 3.5 montre qu'avec l'augmentation du rayon de la sphère d'inhomogénéité (Fig. 3.5a et Fig. 3.5c) et de sa conductivité (Fig. 3.5b et Fig. 3.5d), l'amplitude du SFAP détecté par les systèmes LSD (Fig. 3.5a et Fig. 3.5b) et LDD (Fig. 3.5c et Fig. 3.5d) diminue. Les résultats de cette figure montrent aussi que l'effet du rayon de la sphère d'inhomogénéité est plus grand par rapport à l'effet de sa conductivité. Autrement dit, avec l'augmentation de ces deux paramètres d'inhomogénéité (rayon et conductivité de la sphère d'inhomogénéité), le milieu de la couche de la graisse devient plus inhomogène ce qui influe sur la qualité de détection du SFAP.

3.2.1.3.3. Comparaison du SFAP avec et sans sphère d'inhomogénéité

Dans cette section, nous avons comparé entre la forme du SFAP généré dans un volume conducteur planaire *invariant* dans l'espace constitué par les couches du muscle et de la graisse (la couche du muscle est homogène et anisotrope et la couche de la graisse est homogène et isotrope [9], [10]) et la forme du SFAP généré dans un volume conducteur planaire *non invariant* dans l'espace constitué par les couches du muscle et de la graisse (la couche du muscle est homogène et anisotrope et la couche de la graisse est inhomogène et isotrope où l'homogénéité est due à la présence d'une sphère à l'intérieur de la graisse [14]). Nous avons d'abord pris le modèle du volume conducteur proposé dans [14] tel qu'il est décrit (couche de la graisse inhomogène à cause de la présence de la sphère), ensuite nous avons supprimé la sphère pour rendre la couche de la graisse homogène). Mathématiquement, la présence (l'absence) de la sphère d'inhomogénéité est justifiée par l'inégalité (l'égalité) des deux conductivités de la graisse (σ) et de la sphère d'inhomogénéité (σ_p) dans l'équation (3.14), respectivement.

Pour la même profondeur de la fibre dans le muscle, la même épaisseur de la couche de la graisse, les mêmes conductivités du muscle (dans les directions longitudinale et transversale par rapport à la direction de la fibre) et de la graisse, pour les mêmes paramètres du système de détection (le même filtre spatial, des électrodes de forme circulaire avec un rayon de 8 mm, une IED de 10 mm) et pour les mêmes paramètres de la densité de courant de la source (comme elle est décrite dans [16]), la figure 3.6 montre que l'amplitude du SFAP généré dans le volume conducteur avec une couche de graisse homogène est plus grande que celle du SFAP généré dans le volume conducteur avec une couche de graisse inhomogène. Cette différence en amplitude est due aux paramètres de la sphère d'inhomogénéité (son rayon, sa conductivité et sa distance par rapport à la source) qui causent une diminution de la qualité de détection des systèmes TSD (Fig. 3.6a), TDD (Fig. 3.6b), NDD (Fig. 3.6c) et IB2

(Fig. 3.6d). La figure 3.6 montre aussi, dans ces deux volumes conducteurs, que l'amplitude du SFAP détecté par le système IB2 (Fig. 3.6d) est la plus grande et l'amplitude du SFAP détecté par le système TDD est la plus petite. Cette différence en amplitude est due aux paramètres des systèmes de détection (poids données aux électrodes et configuration des électrodes) et au comportement de chaque système de détection en fonction des paramètres du volume conducteur.

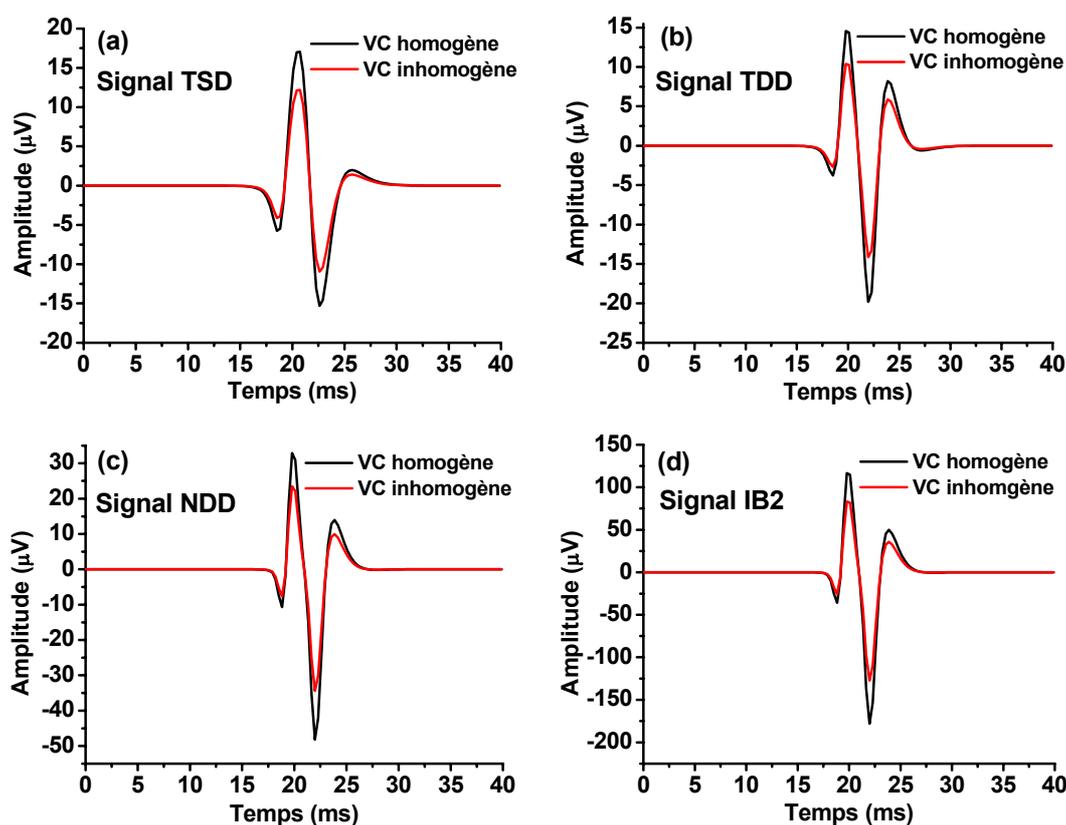


Fig. 3. 6. Effet de la présence et/ou l'absence de la sphère d'inhomogénéité sur l'amplitude du SFAP détecté par les systèmes TSD (a), TDD (b), NDD (c) et IB2 (d). VC indique le volume conducteur. Les paramètres de simulations sont les mêmes montrés dans le tableau 3.1.

3.3. Conclusion

Ce chapitre et le chapitre précédent ont été considérés comme une plateforme du chapitre suivant car la modélisation du signal EMG de surface est basée sur la modélisation des potentiels d'action des fibres musculaires.

Dans le chapitre 2, nous avons modélisé le SFAP généré dans deux volumes conducteurs multicouches non homogènes planaires (peau, graisse et muscle) [10] et cylindrique (os, muscle, graisse et peau) [12]. L'inhomogénéité de ces deux volumes conducteurs est due aux différentes conductivités de leurs couches. Ces deux volumes conducteurs se considèrent comme des systèmes invariants dans l'espace. C'est le premier type d'inhomogénéité.

Dans ce chapitre 3, nous avons modélisé le SFAP généré dans un volume conducteur planaire, multicouche et non homogène constitué par les couches du muscle et de la graisse. L'inhomogénéité de ce volume conducteur est due à la présence des sphères dans la couche de la graisse. Ces sphères ont une conductivité différente par rapport à la conductivité de la graisse [14]. Ce volume conducteur a été considéré comme un système non invariant dans l'espace. C'est le second type d'inhomogénéité.

L'objectif de cette thèse était la modélisation du signal EMG de surface. Parmi les deux types d'inhomogénéité considérés, nous avons choisi, pour atteindre cet objectif, l'inhomogénéité du volume conducteur qui est due à un ensemble de couches homogènes ayant des conductivités différentes. A cet effet, nous avons considéré un modèle de volume conducteur cylindrique, non homogène et multicouche constitué par les couches de l'os, le muscle, la graisse et la peau. Ce choix est justifié par :

- La géométrie cylindrique du volume conducteur est la plus proche de la forme de la plupart des muscles de l'être humain,
- Le nombre de couches est quatre (os, muscle, graisse et peau) par rapport aux autres modèles qui est trois dans [10], deux dans [14] et [15]. En fait, le volume conducteur de la plupart des muscles est composé de plusieurs couches [19].
- Un autre avantage de ce modèle est de prendre en considération la plupart des paramètres anatomiques et physiologiques du volume conducteur (les épaisseurs et les conductivités des couches, les profondeurs des fibres musculaires, les vitesses de conduction des fibres musculaires, les largeurs des plaques motrices et les limites tendineuse, etc.).

Chapitre 4 : Modélisation et simulation du signal EMG de surface

4.1. Introduction

Les signaux sEMG détectés par des électrodes de surface sont souvent utilisés en kinésiologie, en orthopédie et en médecine sportive comme échantillons plus représentatifs du niveau d'activation de muscles entiers [41].

La modélisation du signal sEMG a des applications importantes dans l'interprétation des enregistrements expérimentaux de l'électromyogramme (EMG) [17]. Elle est également importante pour une profonde compréhension des mécanismes physiologiques de la contraction musculaire [15], pour l'estimation des variables physiologiques et pour le choix du système de détection [3].

Plusieurs modèles de simulation du signal sEMG ont été proposés dont l'objectif est de mieux comprendre les issues physiologiques, d'interpréter les données réelles ou de tester des algorithmes pour l'extraction d'information. Dans le passé, la modélisation a permis d'expliquer de nombreux phénomènes observés, tels que l'effet de la génération (au niveau de la plaque motrice) et l'extinction (aux niveaux des tendons droit et gauche) du IAP sur les signaux EMG de surface ainsi que le phénomène de diaphonie (cross-talk) entre les muscles adjacents [2].

La modélisation du signal sEMG s'est révélée être un outil précieux pour aider à interpréter et comprendre ce qu'est un signal complexe. Plusieurs modèles ont été développés au cours des dernières décennies, de la simulation du potentiel d'action d'une fibre musculaire (SFAP) et du potentiel d'action d'une unité motrice (MUAP) jusqu'aux modèles d'interférence complexes typiques des contractions volontaires (modèles des signaux EMG de surface) [16].

Le signal sEMG dépend d'un grand nombre de paramètres anatomiques et physiologiques. Pour extraire des informations précises du signal sEMG, il est nécessaire d'avoir une bonne compréhension de ces paramètres. L'une des principales façons pour arriver à cette compréhension est l'utilisation des modèles de simulations. Deux principaux types de modèles de génération du signal sEMG ont été utilisés. Chaque modèle met l'accent sur un aspect différent de l'anatomie sous-jacente et la physiologie. Dans l'ergonomie et la kinésiologie, le signal sEMG est généralement modélisé comme un processus sonore qui dépend du niveau d'activation musculaire, mais d'une manière approximative sur l'anatomie du muscle [21].

L'objectif de ce chapitre est de modéliser le signal EMG de surface généré dans un volume conducteur cylindrique multicouche constitué par quatre couches (l'os, le muscle, la graisse et de la peau). Ce modèle est non homogène. Cette inhomogénéité est due à la différence des conductivités des couches du volume conducteur. Cette modélisation est basée tout d'abord sur la simulation du SFAP (étape décrite en détail dans les sections 2.2.1 pour un modèle planaire du volume conducteur et 2.2.2 pour un modèle cylindrique du volume conducteur du chapitre 2), ensuite sur les simulations du MUAP et du train du MUAP (MUAPT : motor unit action potential train) pour obtenir enfin le signal EMG de surface.

4.2. Modèle de simulation du signal EMG surface

Dans cette thèse, nous avons implémenté un modèle de simulation du signal EMG de surface en utilisant MATLAB. Les étapes de l'implémentation de ce modèle ont été publiées dans [59].

Les étapes de simulation du signal EMG de surface sont :

- 1°) La simulation du SFAP [10], [12].
- 2°) La simulation du MUAP qui est la somme des potentiels d'action des fibres musculaires appartient à la même unité motrice et commandées par le même neurone moteur [20].
- 3°) La simulation du MUAPTs qui est la conséquence de la répétition du MUAP selon la fréquence de décharge de l'unité motrice donne le train de MUAP [20].
- 4°) Le signal EMG de surface est la somme des trains de potentiels d'action des unités motrices (MUAPTs) [60].

Pour simuler le signal sEMG de surface généré dans un muscle, nous avons remplacé la fibre musculaire dans le modèle du volume conducteur de la figure 2.14 du chapitre 2 par un muscle de forme elliptique de petit et de grand axes 20 et 30 *mm*, respectivement. Ce muscle contient 120 unités motrices (MUs) (figure 4.1). Les centres des territoires des unités motrices (les axes des unités motrices) sont déterminés aléatoirement selon la loi uniforme [20], [60], [61]. Nous avons considéré que la densité des fibres dans le muscle est 20 *fbres/mm*²[20]. Avec cette densité, le nombre de fibres dans le muscle est 58426 fibres (tableau 4.1).

Les longueurs de fibres musculaires d'une unité motrice sont distribuées selon la loi normale dans l'intervalle [40 – 160*mm*] avec une valeur moyenne de 80 *mm* et une déviation standard de 1*mm* [61], [62]. Les jonctions neuromusculaires et les limites tendineuses des fibres musculaires de chaque unité motrice sont uniformément distribuées dans une largeur de 5 *mm* [61], [62].

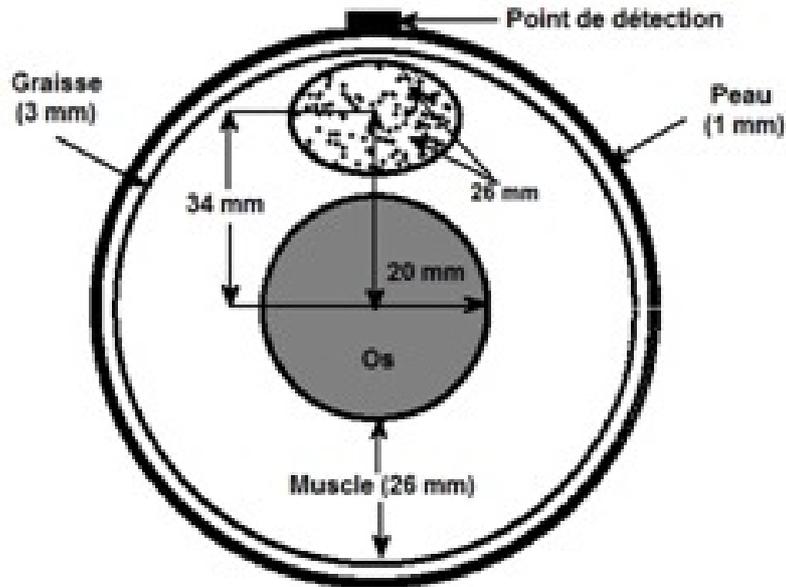


Fig. 4. 1. Modèle de volume conducteur cylindrique multicouche constitué par l'os, le muscle, la graisse et la peau. À l'intérieur de la couche du muscle, il existe un muscle de forme elliptique de petit et grand axes de **20 mm** et **30 mm**, respectivement.

Les diamètres des unités motrices sont distribués selon la loi de Poisson dans l'intervalle $[2 - 8 \text{ mm}]$ avec une valeur moyenne de 6 mm [20], [60], [61]. La figure 4.2 montre que selon la loi de Poisson, le nombre des unités motrices ayant des diamètres de 2, 3, 4, 5, 6, 7 et 8 est respectivement 6, 17, 13, 31, 19, 20 et 14 unités motrices parmi 120 (Fig. 4.2).

La figure 4.3 montre la distribution des territoires des unités motrices à l'intérieur du muscle elliptique et la distribution des fibres musculaires à l'intérieur de chaque unité motrice. Le nombre des fibres musculaires dans une unité motrice est lié à sa taille (son diamètre). De plus, les fibres musculaires appartenant à la même unité motrice sont uniformément distribuées dans le territoire de l'unité motrice [20], [61]. On remarque que les centres des 120 unités motrices se trouvent à l'intérieur de la surface du muscle elliptique (Fig. 4.1). Cependant les territoires de quelques unités motrices situées sur les extrémités du muscle dépassent les limites de l'ellipse (comme il est montré sur la figure 4.3). Mais globalement l'ensemble des territoires des unités motrices donne la forme d'une ellipse [61].

Le tableau 4.1 montre le détail numérique du modèle développé. Il montre le nombre des unités motrices ayant le même diamètre, le nombre de fibres musculaires dans chaque unité motrice (les unités motrices de diamètre de 2 mm contiennent 63 fibres musculaires tandis que les unités motrices de diamètre de 8 mm contiennent 1005 fibres musculaires) et le nombre totale des fibres musculaires dans le muscle.

Les vitesses de conduction de toutes les unités motrices recrutées sont distribuées selon la loi normale dans l'intervalle $[2.5 - 5.5 \text{ m/s}]$ avec une valeur moyenne de 4 m/s et une déviation

standard de $0.75m/s$ [20]. La figure 4.4 montre les valeurs de vitesses de conceptions assignées aux 120 unités motrices recrutées.

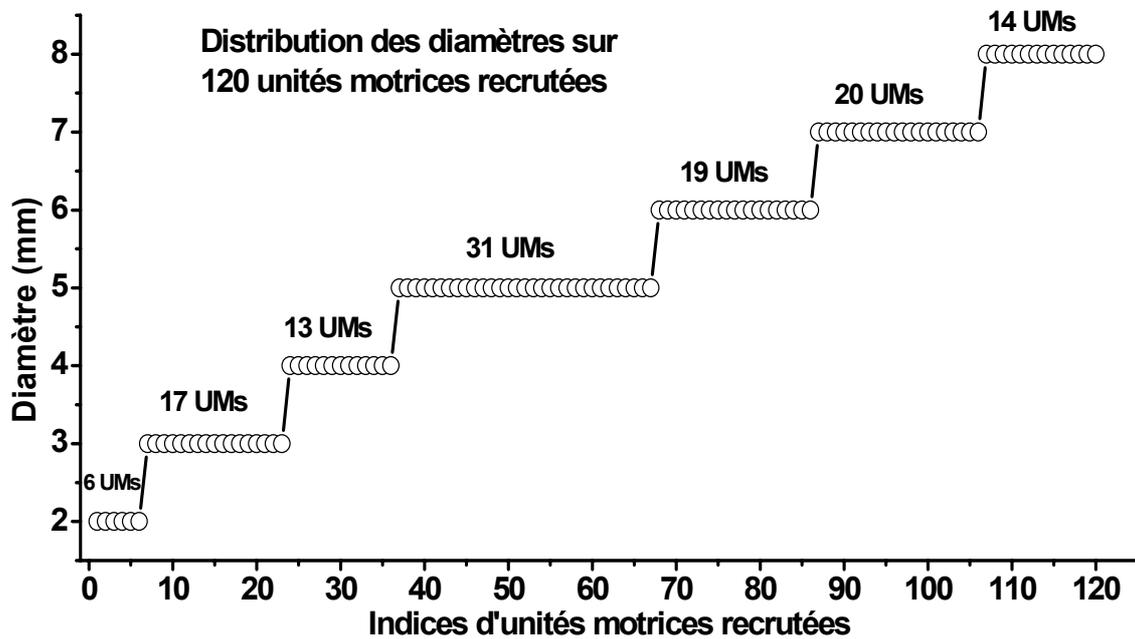


Fig. 4. 2. Distribution des diamètres des unités motrices selon la loi de Poisson dans l'intervalle $[2 - 8mm]$ avec une valeur moyenne de $6mm$.

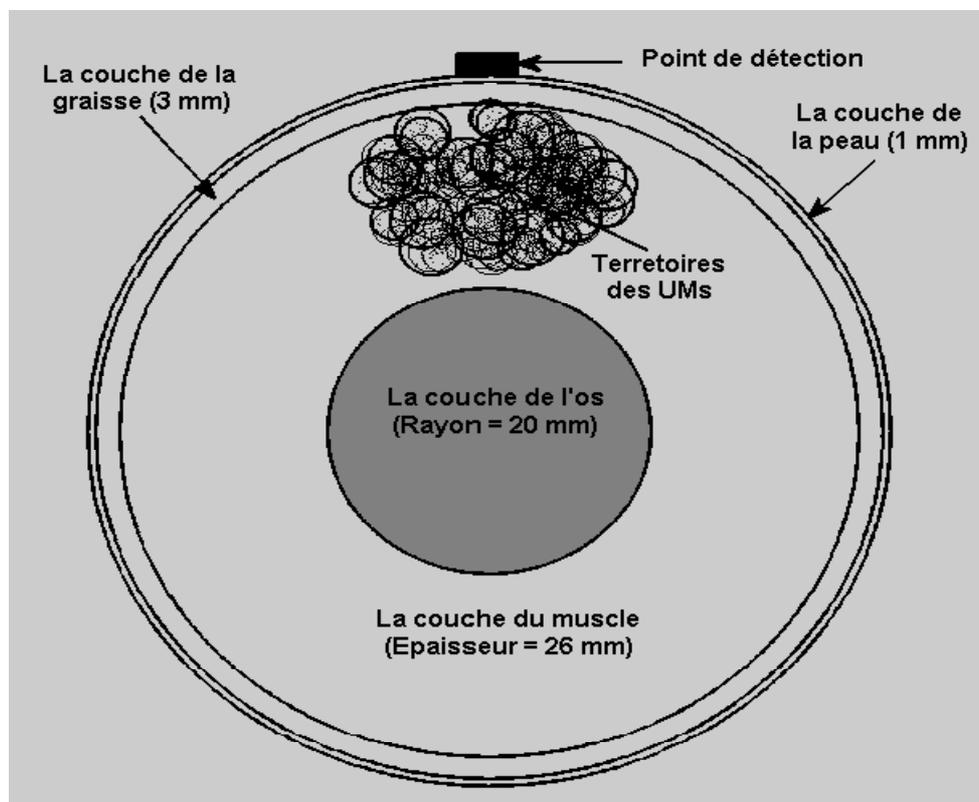


Fig. 4. 3. La distribution des territoires des unités motrices dans le muscle elliptique. À l'intérieur de chaque unité motrice, il existe des fibres musculaires qui sont uniformément distribuées. Le nombre de fibres dans chaque unité motrice est lié à sa taille et à la densité des fibres. Les territoires des unités motrices sur les extrémités de l'ellipse peuvent dépasser la surface de l'ellipse mais ses centres restent à l'intérieur du muscle.

Tableau. 4. 1. Détail numérique du modèle pour MVC = 100%. FMs indique Fibres musculaires, MUs indique unités motrices.

Diamètres des MUs (mm)	Le nombre des MUs pour chaque diamètre	Le nombre des FMs dans chaque MU	Le nombre de FMs dans les MUs avec le même diamètre	Le nombre total des FMs dans le muscle
2	6	63	378	58426
3	17	141	2397	
4	13	251	3263	
5	31	393	12183	
6	19	565	10735	
7	20	770	15400	
8	14	1005	14070	

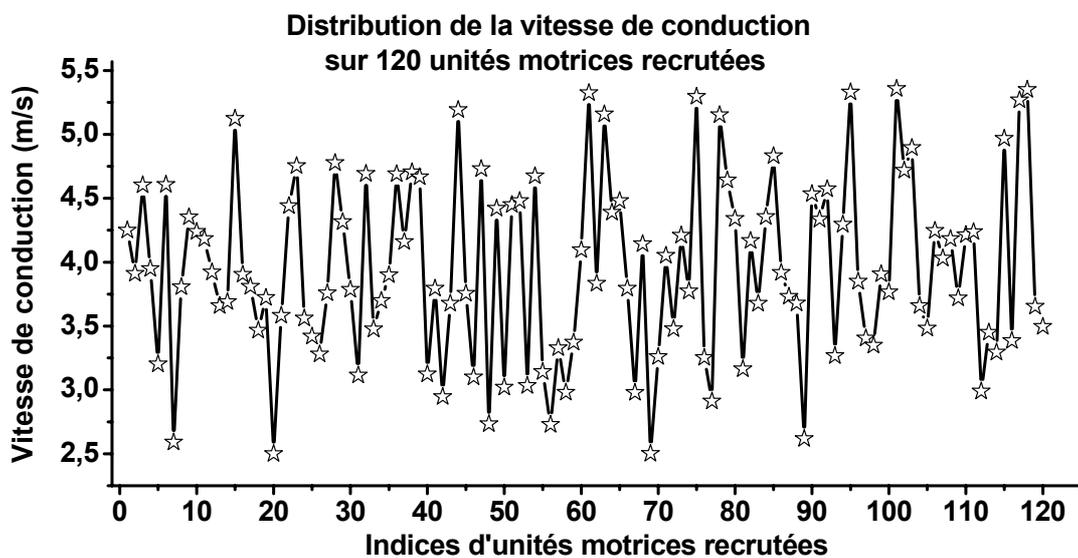


Fig. 4. 4. Distribution gaussienne des vitesses de conduction sur 120 unités motrices dans l'intervalle [2.5 – 5.5 m/s] avec une valeur moyenne de 4m/s et une déviation standard de 0.75 m/s.

4.2.1. Simulation du SFAP

Nous avons commencé la modélisation du signal EMG de surface par la simulation du SFAP. Les étapes de sa simulation étaient décrites dans la section 2.2.2 du chapitre 2 selon la méthode analytique proposée dans [12]. Le modèle du volume conducteur est cylindrique multicouche composé de l'os (homogène et anisotrope avec un rayon de 20mm et une conductivité de 0.02S/m), le muscle (homogène et anisotrope avec une épaisseur de 26 mm, la conductivité dans la direction longitudinale est égale à 0.5 S/m et la conductivité dans la direction transversale est égale à 0.1 S/m), la graisse (homogène et isotrope avec une épaisseur de 3 mm et une conductivité de 0.05 S/m) et la peau (homogène et isotrope avec une épaisseur de 1 mm et une conductivité de 1 S/m). Ce volume conducteur est décrit analytiquement par une fonction de transfert dans le domaine fréquentiel spatial 2D (équation 2.27 du chapitre 2) [12].

Le système de détection est la combinaison de la configuration, la forme et les dimensions des électrodes de détection [10]. Les systèmes de détection étudiés dans cette thèse sont divisés en trois groupes :

- Les systèmes hautement anisotropes.
- Les systèmes presque isotropes.
- Les systèmes parfaitement isotropes.

Les systèmes hautement anisotropes sont : le longitudinal simple (LSD) et double (LDD) différentiel, le transversal simple (TSD) et double (TDD) différentiel.

Les systèmes presque isotropes sont : le normal double différentiel (NDD), l'inverse rectangle (IR), l'inverse binomial d'ordre deux (IB2) [31], [39].

Les systèmes parfaitement isotropes sont : le système à un seul anneau (1RG), le système à deux anneaux concentriques (2RGs) et le système à trois anneaux concentriques (3RGs). Les rayons des anneaux sont multiples de 5mm [32].

Le système bi-transversal double différentiel (BiTDD) [41] et le système à Kurtosis maximum (MKF) [40] ont été également considérés.

Chacune des électrodes de détection configurées dans les systèmes LSD, LDD, TSD, TDD, NDD, IR, IB2, BiTDD et MKF a un rayon de 4mm [61].

La distance inter-électrode dans les deux directions longitudinale et transversale est de 10mm [12].

N.B : La configuration des électrodes de détection selon les systèmes cités précédemment et les poids données aux électrodes sont montrés dans la figure 2.2 du chapitre 2.

4.2.2. Simulation du MUAP

Le potentiel d'action généré dans chaque unité motrice est la somme des potentiels d'action des fibres musculaires qui lui appartiennent [7], [10].

La figure 4.5 montre les potentiels d'action générés dans les deux premières unités motrices recrutées (coté gauche de la figure) et ses territoires (coté droit de la figure). Les axes des fibres musculaires sont à l'intérieur de chaque unité motrice. Le système de détection utilisé dans cet exemple est le système LSD. Bien que les deux unités motrices aient le même diamètre, l'amplitude du potentiel d'action généré par l'unité motrice deuxièmement recrutée est plus grande que celle du potentiel d'action généré par l'unité motrice premièrement recrutée. Cette différence est due à la position du point de détection par rapport à l'unité motrice (l'unité motrice la plus proche du système de détection génère un potentiel d'action avec une amplitude plus grande).

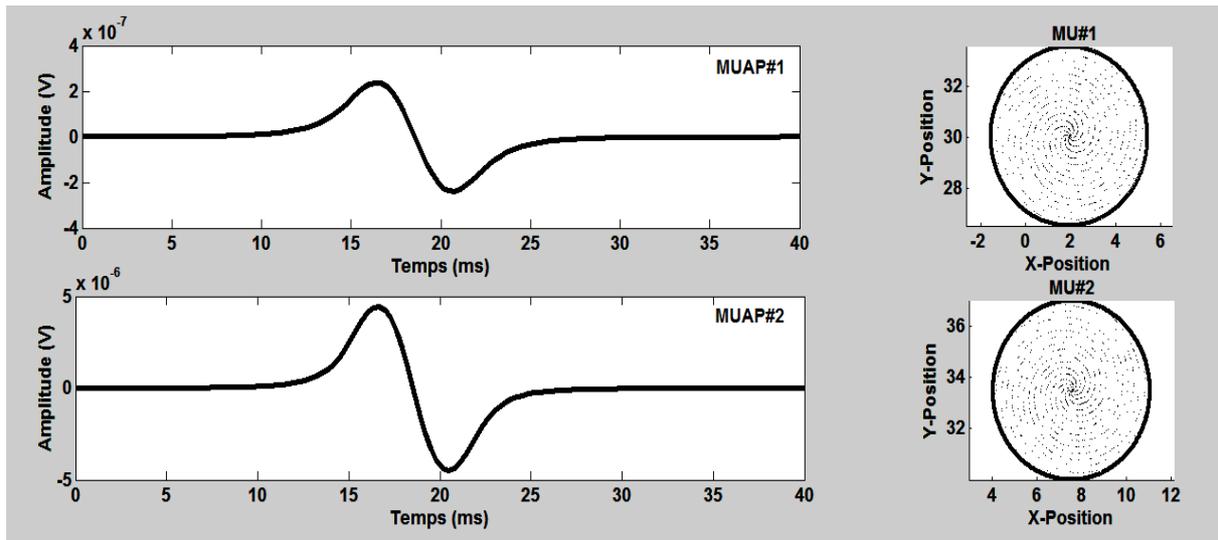


Fig. 4. 5. A droite : les deux unités motrices et les fibres musculaires distribuées à l'intérieur de ses territoires. A gauche : le potentiel d'action généré dans chaque unité motrice.

4.2.3. Recrutement des unités motrices

L'unité motrice est l'élément fonctionnel de base du système nerveux centrale et le muscle qui produit un mouvement. Il est constitué d'un neurone moteur, son axone et toutes les fibres musculaires innervées par cet axone (voir la figure 4.6). L'ensemble de neurones moteurs qui innerve un seul muscle forme une population ou pool. Le rôle d'un neurone moteur est de décharger des potentiels d'action et d'amener les fibres musculaires à se contracter. La force générée par un muscle durant une contraction dépend du nombre d'unités motrices activées et des fréquences de décharges à partir desquelles les neurones moteurs déchargent les potentiels d'action [63].

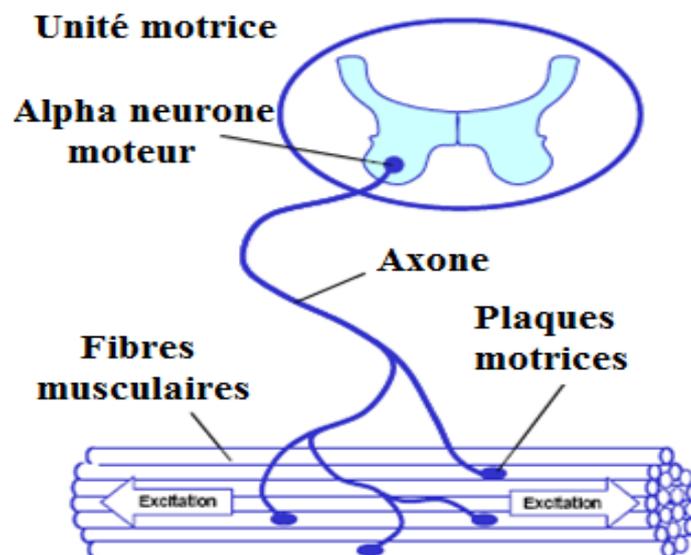


Fig. 4. 6. Anatomie macroscopique d'une unité motrice.

Les excitations des seuils de recrutement d'unités motrices d'un muscle sont modélisées par la relation suivante [20]:

$$RTE(i) = e^{\left(\frac{\ln(RR)}{n}\right)i} \quad (4.1)$$

où i est un indice identifiant l'unité motrice, \ln indique le logarithme népérien, RR est l'intervalle des valeurs de seuils de recrutement désirés et n est le nombre des unités motrice dans le muscle.

Le recrutement des unités motrices est gouverné par le principe de taille : au sein d'un muscle les petites unités motrices sont recrutées avant les grandes [20], [60], [62]. Selon ce principe de taille, la petite unité motrice (coté gauche de la Fig. 4.7) est recrutée avant la large unité motrice (coté droit de la Fig. 4.7).

Une unité motrice reste inactive tant que la force d'excitation est inférieure à la valeur de son seuil de recrutement [20]. L'activation des unités motrices d'un muscle est modélisée par une fonction rampe suivie d'un maintien (l'excitation est une fonction rampe lorsque le temps varie de 0 à 1s et est constante lorsque le temps est supérieur à 1 s) [64]. La représentation graphique de cette fonction est illustrée à la figure 4.8.

La figure 4.9 montre que les unités motrices ne se recrutent pas (ne commence pas à se décharger) sauf si l'excitation est supérieure à ses seuils de recrutement.

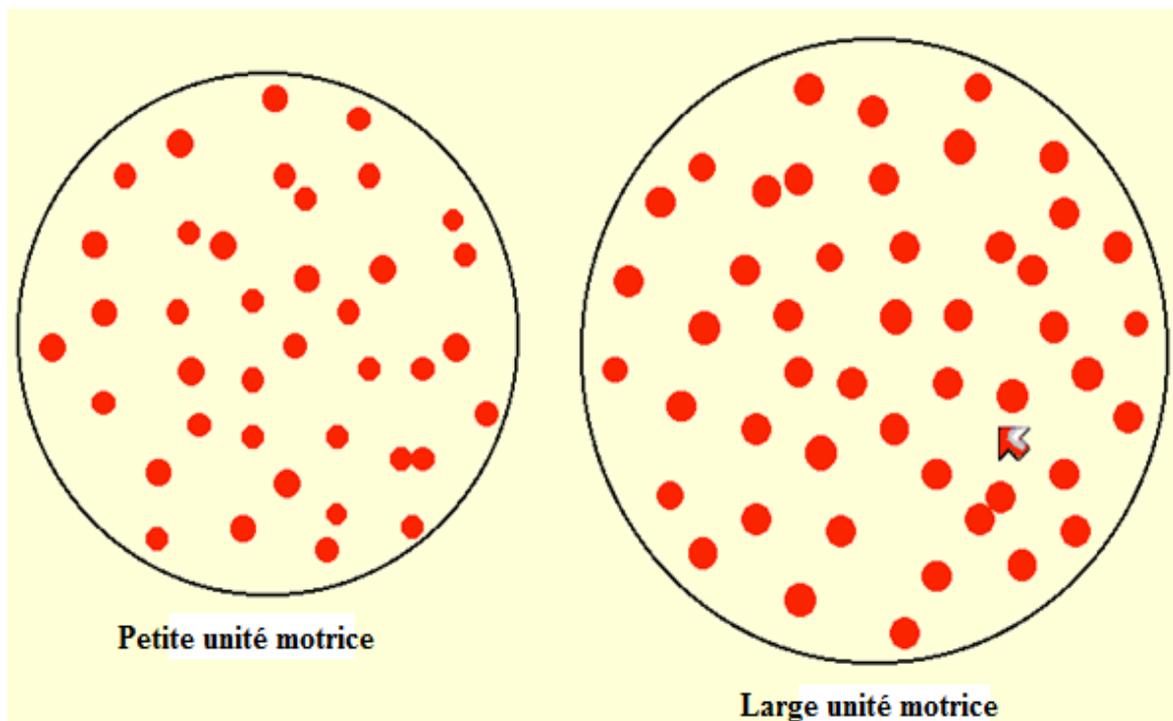


Fig. 4. 7. Petite et large unité motrice. Les cercles rouges à l'intérieur de chaque unité motrice représentent les fibres musculaires. Le nombre des fibres musculaires dans chaque unité motrice est lié par son rayon (sa taille).

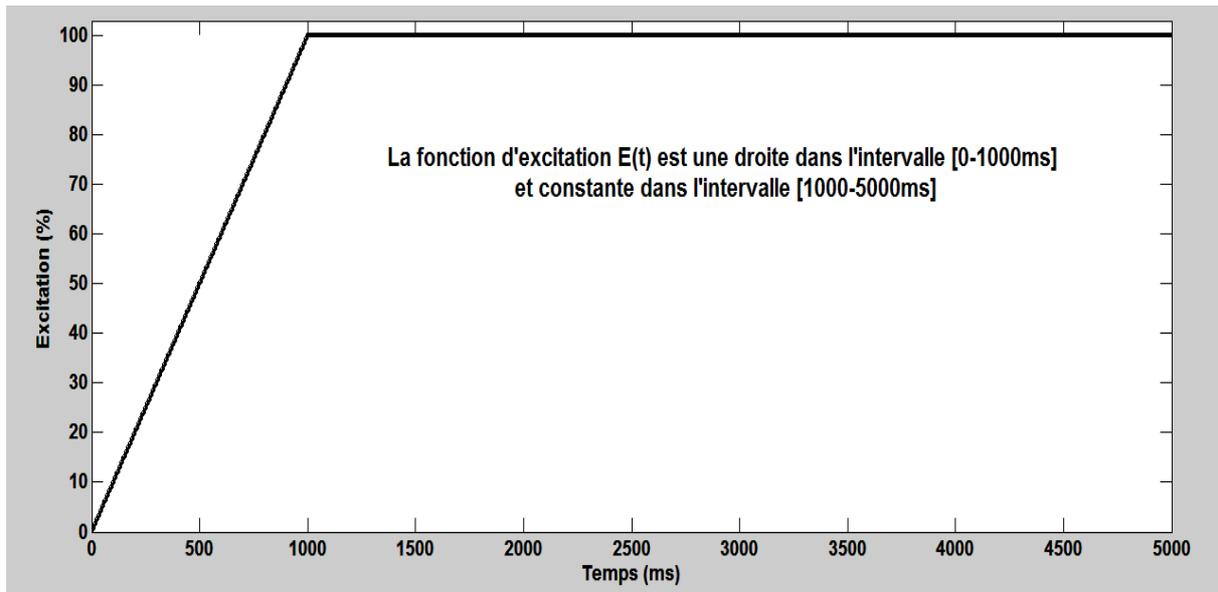


Fig. 4. 8. La variation de l'excitation en fonction du temps (c'est une fonction rampe et maintien). C'est une fonction rampe dans l'intervalle [0 à 1s] et une constante pour $t > 1s$.

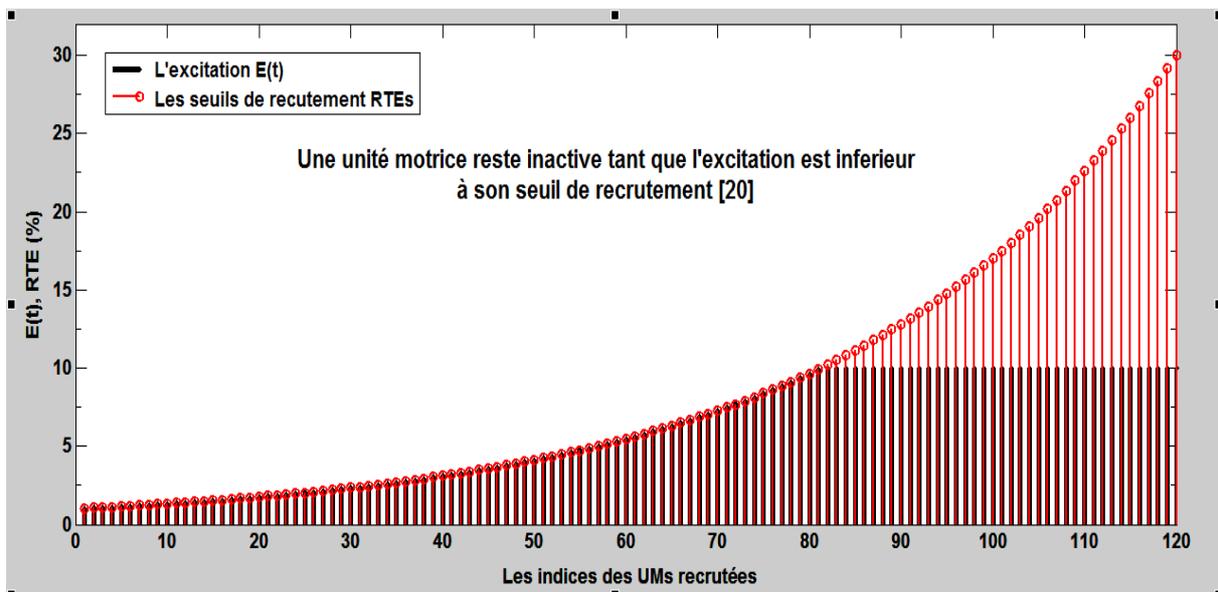


Fig. 4. 9. La relation entre la force d'excitation et le seuil de recrutement de chaque unité motrice telle qu'une unité motrice ne se recrute pas que si la force d'excitation est supérieure à son seuil de recrutement.

4.2.4. Les stratégies de fréquence de décharge des unités motrices

Le train du potentiel d'action d'une unité motrice (MUAPT) est le résultat de la décharge répétée d'un alpha neurone moteur [60]. La figure 4.10 montre les MUAPTs des deux premières unités motrices recrutées (coté gauche de la figure) et les positions des deux unités motrices correspondantes dans le muscle (coté droit de la figure). La différence entre cette figure et la figure précédente (Fig. 4.5) réside que dans le coté gauche de chacune d'elles. Dans le coté gauche de la figure 4.10, nous avons représenté le même MUAP montré dans le coté gauche de la figure 4.5 mais avec une répétition. Le nombre de répétitions du MUAP est lié à la fréquence de décharge de chaque unité motrice.

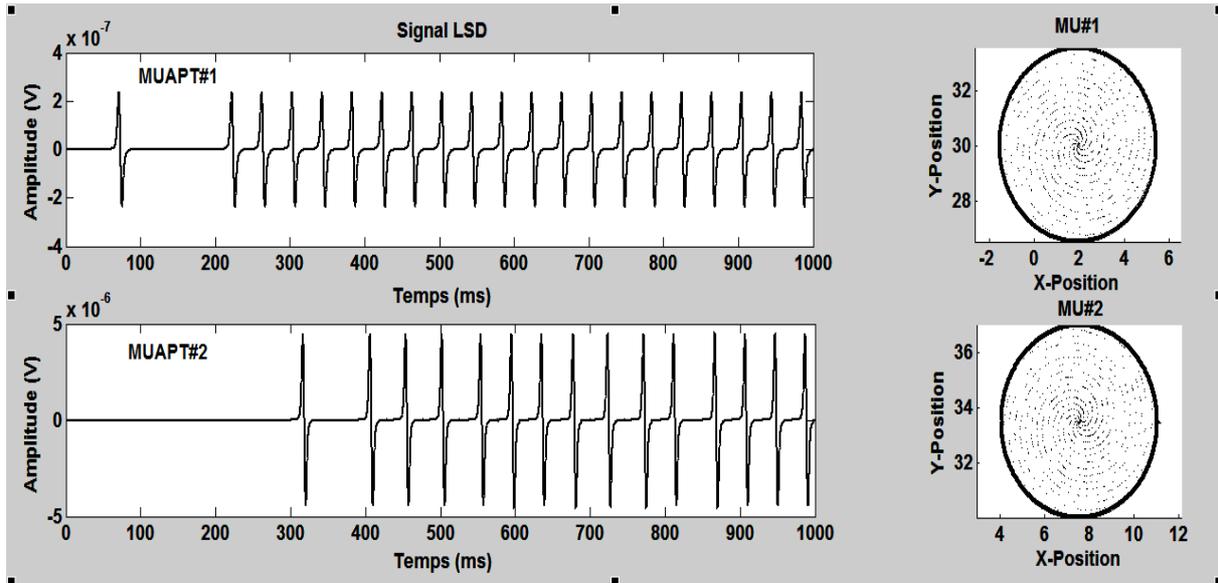


Fig. 4. 10. A droite : les deux unités motrices et les fibres musculaires distribuées à l'intérieur de ses territoires. A gauche : le train de potentiel d'action correspond à chaque unité motrice.

Selon les modèles proposés dans [20], la décharge répétée des unités motrices a quatre caractéristiques :

1. Une fréquence de décharge minimale.
2. Une relation entre l'excitation et les fréquences de décharge des unités motrices.
3. Une fréquence de décharge maximale.
4. Une variabilité des intervalles inter-impulsions sous l'excitation à l'état stationnaire.

Si la condition de recrutement des unités motrices est satisfaisante (l'excitation est supérieure aux seuils de recrutement des unités motrices), chaque unité motrice commence à décharger avec une fréquence de décharge minimale (MFR) qui est la même pour toutes les unités motrices et est égale à 8 Hz.

La relation entre l'excitation et les fréquences de décharges des unités motrices est une relation linéaire. Elle est donnée par la relation suivante :

$$FR_i(t) = g_e \cdot (E(t) - RTE_i) + MFR \quad \text{pour } E(t) \geq RTE_i \quad (4.2)$$

où FR_i est la fréquence de décharge de l'unité motrice i , RTE_i est le seuil de recrutement de l'unité motrice i , MFR est la fréquence de décharge minimale (elle est la même pour toutes les unités motrices), g_e est le gain entre l'excitation et les fréquences de décharge et $E(t)$ représente la force de consigne d'entrée (voir la figure 4.8).

La fréquence de décharge maximale (PFR) d'une unité motrice est inversement proportionnelle à l'excitation de son seuil de recrutement. Par conséquent, la fréquence de décharge maximale d'une unité motrice est donnée par la relation suivante :

$$PFR_i = PFR_1 - PFRD \cdot \left(\frac{RTE_i}{RTE_{120}} \right), \quad i = 2:120 \quad (4.3)$$

où PFR_1 est la fréquence de décharge de la première unité motrice recrutée, $PFRD$ est la différence désirée en fréquence de décharge entre la première et la dernière unité motrice recrutée, RTE_i est l'excitation correspond au seuil de recrutement de l'unité motrice i , RTE_{120} est l'excitation correspond au seuil de recrutement de la dernière unité motrice.

Trois types de stratégies de fréquences de décharges ont été considérés [20], [65].

La première stratégie (FR1) modélise le phénomène appelé la *pelure d'oignon* (onion-skin) des fréquences de décharge des unités motrices observées à partir des contractions volontaires. Dans cette stratégie, la pente de la relation entre l'excitation et les fréquences de décharge des unités motrices est la même pour toutes les unités motrices [20], [65]. La figure 4.11 montre la variation des fréquences de décharge des unités motrices en fonction de l'excitation selon la stratégie FR1, lorsque la contraction musculaire volontaire est égale à 10% (Fig. 4.11a) et 30% (Fig. 4.11b) de l'excitation maximale. Dans cette stratégie, les fréquences de décharge de toutes les unités motrices ont la même pente et la première unité motrice recrutée prend la plus grande PFR et la dernière unité motrice recrutée prend la plus petite PFR .

La deuxième stratégie (FR2) modélise le phénomène inverse de la *pelure d'oignon* (reverse onion-skin). Dans cette stratégie, la pente de la relation entre l'excitation et les fréquences de décharges des unités motrices est la même pour toutes les unités motrices comme dans le cas de la stratégie FR1. Cependant dans cette stratégie, les unités motrices ayant des grands seuils de recrutement prennent les plus hautes fréquences de décharge et les unités motrices ayant de faibles seuils de recrutement prennent les plus petites fréquences de décharge (Fig. 4.12) [20], [65]. La figure 4.12 montre la variation des fréquences de décharge des unités motrices en fonction de l'excitation selon la stratégie FR2 pour $MVC = 10\%$ (Fig. 4.12a) et 30% (Fig. 4.12b) de l'excitation maximale. Dans stratégie, les fréquences de décharge de toutes les unités motrices ont la même pente et la première unité motrice recrutée prend la plus petite PFR et la dernière unité motrice recrutée prend la plus haute PFR .

Dans la troisième stratégie (FR3), la pente de la relation entre l'excitation et les fréquences de décharges des unités motrice augmente rapidement avec l'augmentation de l'excitation du seuil de recrutement (RTE). Les fréquences de décharge des unités motrices recrutées les dernières augmentent rapidement par rapport aux fréquences de décharges des unités motrices recrutées les premières. A l'excitation maximale, toutes les unités motrices atteignent la même PFR (Fig. 4.13) [20], [65]. La figure 4.13 montre la variation des fréquences de décharge des unités motrices en fonction de l'excitation selon la stratégie FR3 pour $MVC = 10\%$ (Fig. 4.13a) et 30% (Fig. 4.13b) de la contraction musculaire volontaire. On remarque qu'avec cette stratégie, toutes les unités motrices ont la même PFR .

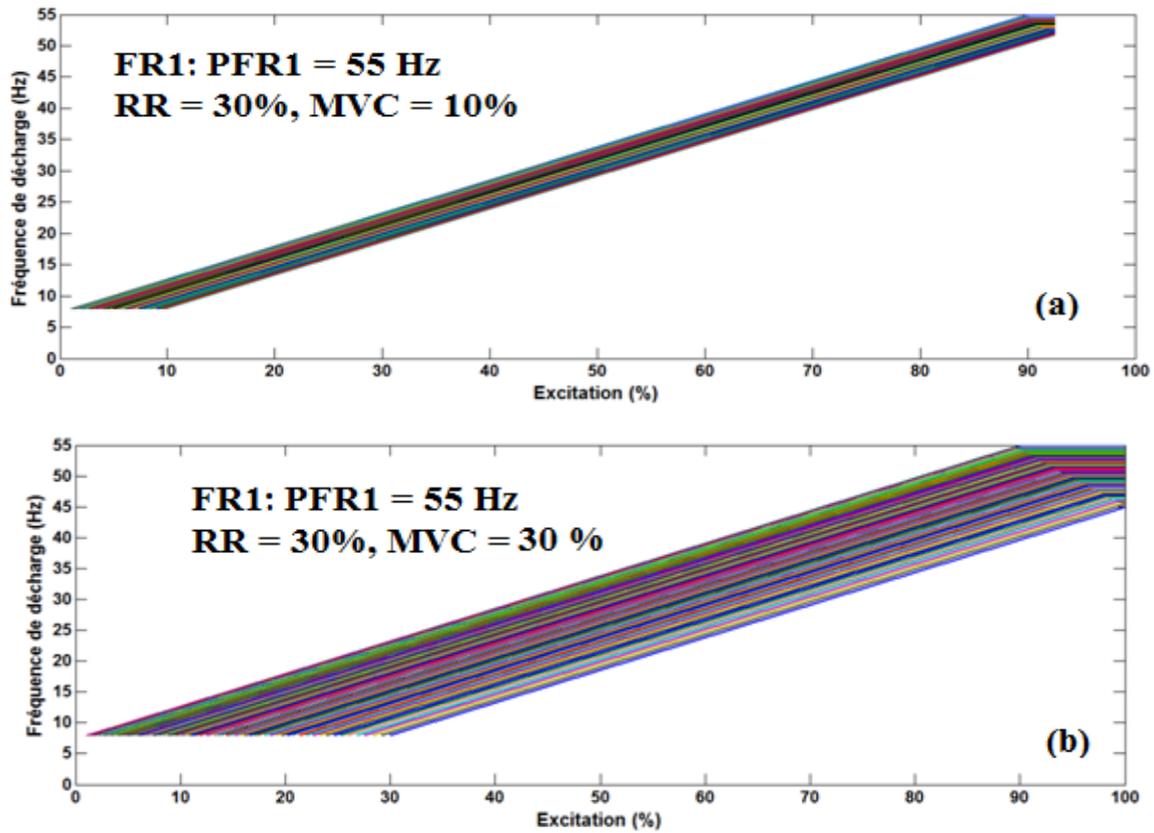


Fig. 4. 11. La relation entre la force d'excitation et les fréquences de décharges des unités motrices selon la stratégie FR1 pour MVC = 10% (a) et pour MVC = 30% (b).

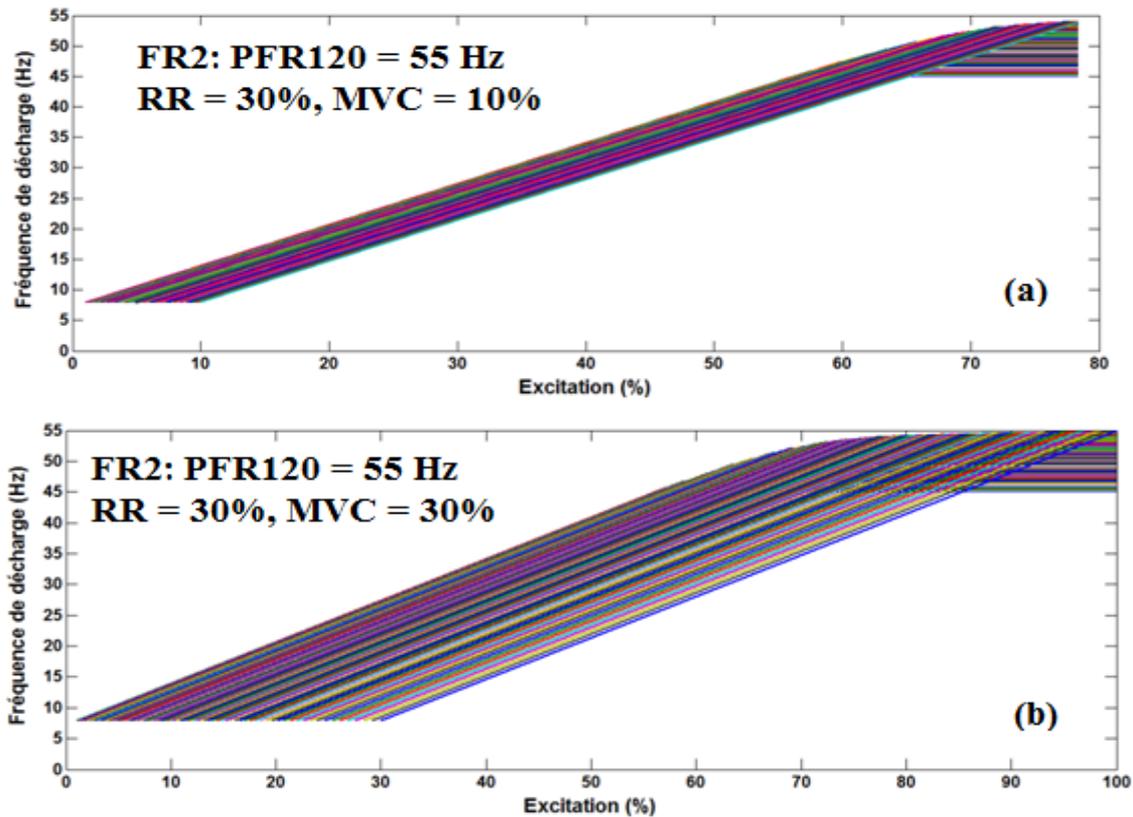


Fig. 4. 12. La relation entre la force d'excitation et les fréquences de décharges des unités motrices selon la stratégie FR2 pour MVC = 10% (a) et pour MVC = 30% (b).

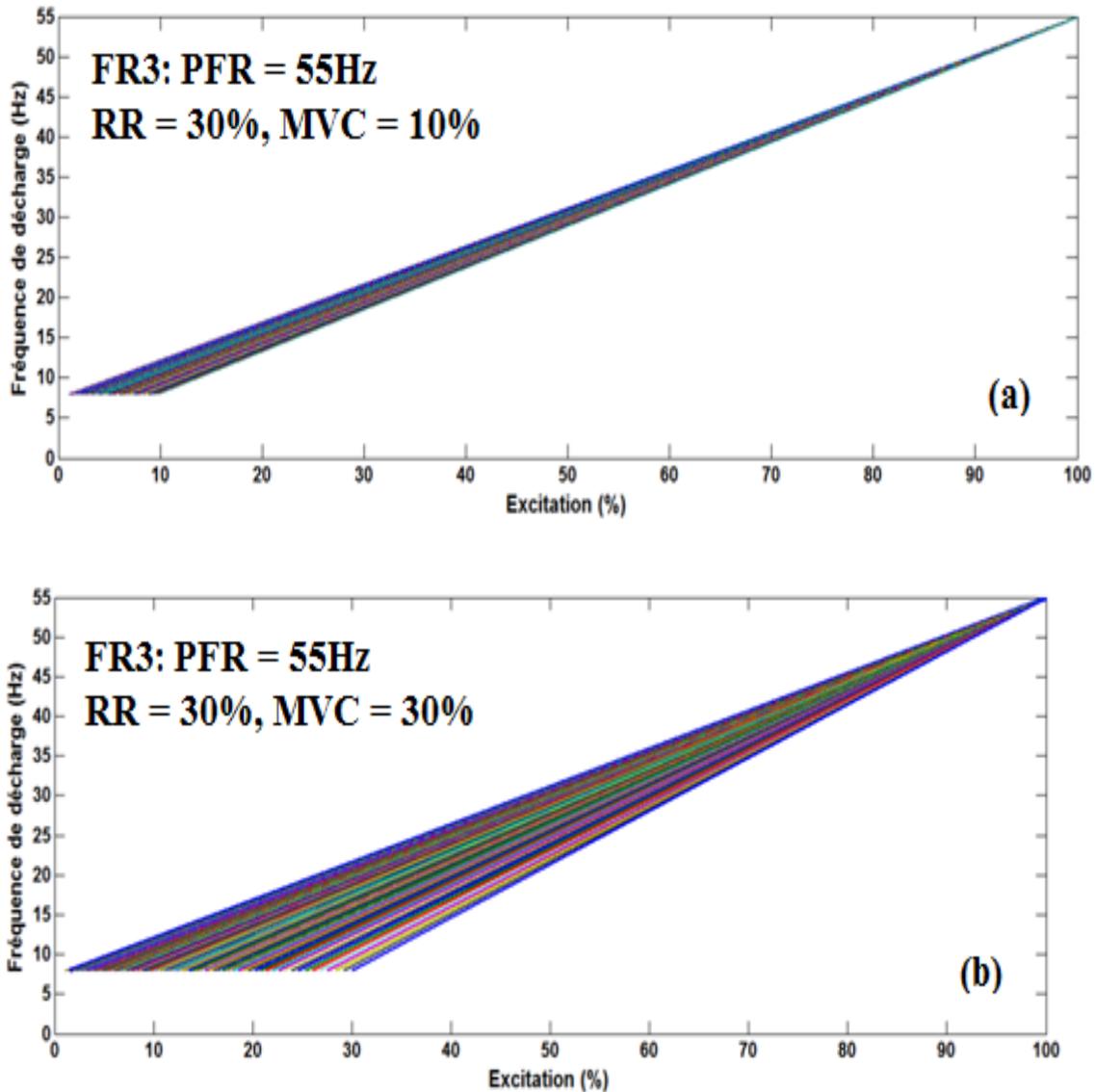


Fig. 4. 13. La relation entre la force d'excitation et les fréquences de décharges des unités motrices selon la stratégie FR3 pour MVC = 10% (a) et pour MVC = 30% (b).

Les intervalles inter-impulsions (ISIs) de la décharge des unités motrices sont modélisés par une fonction de distribution gaussienne [20]. Le coefficient de variation (CV) des ISIs est assumé rester constant (le CV est le rapport entre la déviation standard et la valeur moyenne des ISIs). Pour les muscles de l'être humain, durant des contractions isométriques volontaires, le CV dans les ISIs varie généralement entre 0.1 et 0.3. Dans nos résultats de simulation, le CV a été pris égal à 0.2.

La figure 4.14 montre les instants de décharge (chaque instant de décharge est représenté par une barre) des unités motrices (Fig. 4.14a) et les potentiels d'action correspondants (Fig. 4.14b). Pour le même MUAPT, la durée entre des couples successifs d'instant de charges est n'est pas la même. Cela est dû à la distribution gaussienne des ISIs. On remarque également

que l'ensemble des unités motrices ne commence pas à se décharger en même temps (il y a un instant de décalage entre une unité motrice recrutée et l'unité qui la suit).

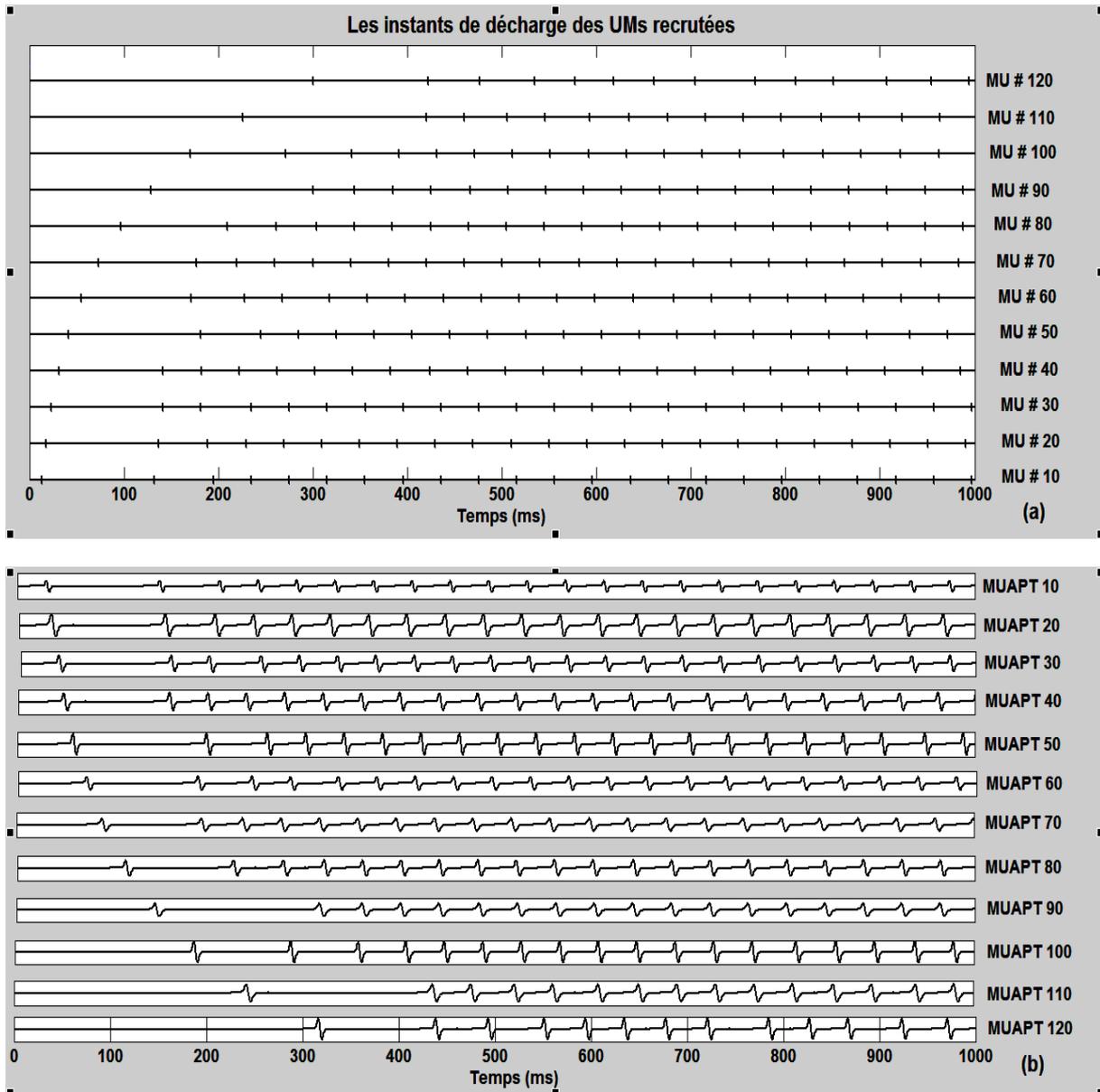


Fig. 4. 14. (a) : Les instants de décharge de chaque unité motrice sont distribués selon la loi de Gauss. Pour chaque MUAPT, chaque barre représente un MUAP. (b) : Les trains de potentiels d'action des unités motrices recrutées. L'unité motrice ne commence pas à décharger sauf si elle recrutée. Les unités motrices commencent à décharger l'une après l'autre.

Après la simulation du potentiel d'action de chaque fibre musculaire, le potentiel d'action de chaque unité motrice et le train de potentiel d'action de chaque unité motrice, le signal EMG de surface est la somme des trains de potentiels d'action d'unités motrices. Les figures 4.15, 4.16, 4.17 et 4.18 montrent des exemples de signaux EMG de surface générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche (Fig. 4.1) et détectés par les systèmes hautement anisotropes (Fig. 4.15), presque isotropes (Fig. 4.16), BiTDD et MKF (Fig. 4.17) et

parfaitement isotropes (Fig. 4.18). Malgré que ces signaux soient modélisés avec les mêmes paramètres anatomiques, physiologiques et du système de détection (distance inter-électrodes, forme et dimensions des électrodes) montrés dans le tableau 4.2, leurs amplitudes ne sont pas identiques. Cette différence en amplitude est due essentiellement à la configuration des électrodes dans chaque système de détection et aux poids donnés aux électrodes de détection. Il faut noter que le cas des systèmes parfaitement isotropes (1RG, 2RGs et 3RGs) est un cas particulier puisque les anneaux n'ont pas les mêmes propriétés des électrodes des autres systèmes (figure 2.2 du chapitre 2).

Les paramètres de simulation des signaux sEMG montrés sur les figures 5.15, 5.16, 5.17 et 5.18 sont montrés sur le tableau 4.2.

Tableau. 4. 2. Paramètres anatomiques, physiques et physiologiques du modèle de simulation du signal EMG de surface [10], [12], [20], [27], [33], [60-62], [65-67].

Paramètre	Valeur	Description
Diamètre de la fibre	46 μm	Le même pour toutes les fibres
Longueurs des FMs	[40 – 160 mm]	Distribution gaussienne (<i>mean</i> = 80 mm, <i>SD</i> = 1 mm)
Diamètres des MUs	[2 – 8 mm]	Distribution de Poisson (<i>mean</i> = 6 mm)
Stratégies de fréquences de décharges des MUs	FR1, FR2 et FR3	Relation entre $E(t)$ et FR
Vitesses de conduction des MUs	[2.5 – 5.5 m / s]	Distribution gaussienne (<i>mean</i> = 4 m / s, <i>SD</i> = 0.75 m / s)
La durée d'enregistrement	5 s	
Fréquence d'échantillonnage	2048 Hz	
Territoires des MUs	-	Circulaire
Distribution des axes des UMs dans le muscle	-	Distribution uniforme
Nombre des MUs	120	-
Distribution des fibres dans les UMs	-	Distribution uniforme
Largeurs des plaques motrices des UMs	5 mm	Distribution uniforme
Largeurs des régions tendineuses	5 mm	Distribution uniforme
Densité des fibres musculaires	20 fibres / mm ²	Liée par les diamètres d'UMs
Intervalles Inter-Impulsions (ISIs)	<i>CV</i> = 20 %	Distribution gaussienne
La gamme des seuils de recrutement	30 % de l'excitation maximale	Recrutement étroite
Niveau de contraction	100%	

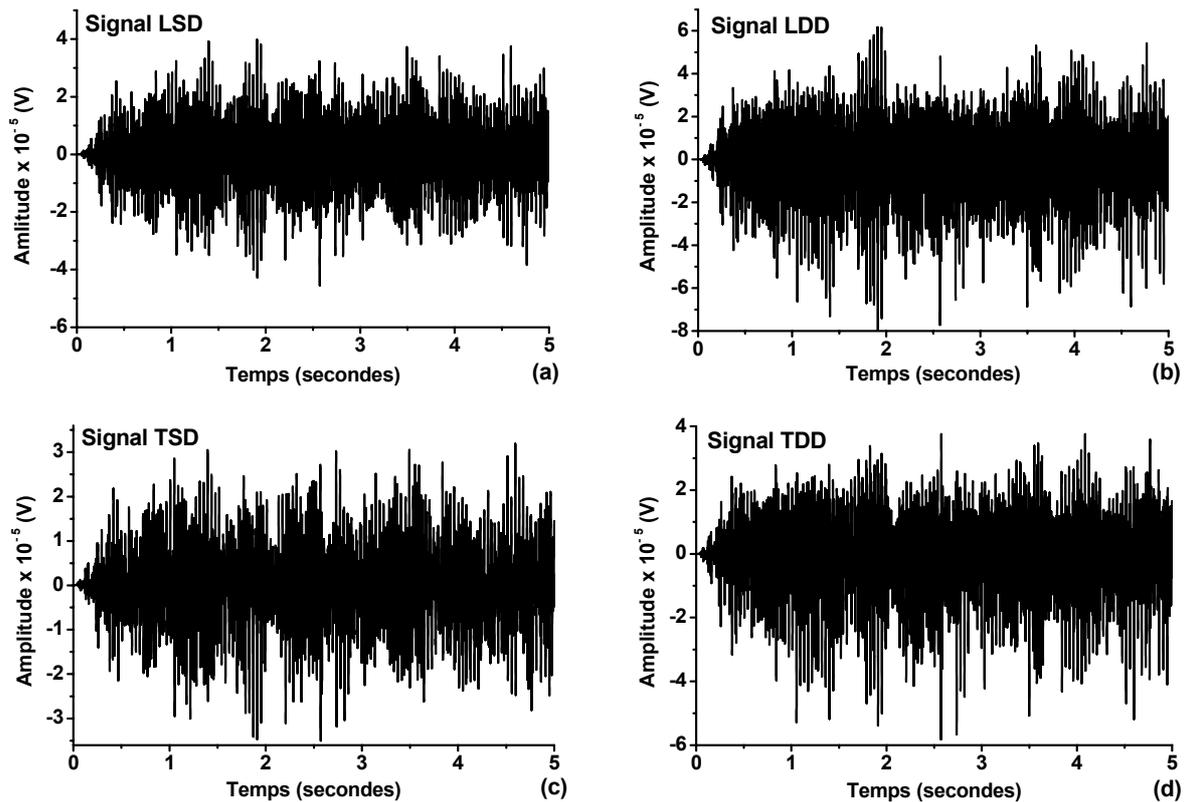


Fig. 4. 15. Les signaux sEMG générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche (Fig. 4.1) et détectés par les systèmes hautement anisotropes LSD (a), LDD (b), TSD (c) et TDD (d).

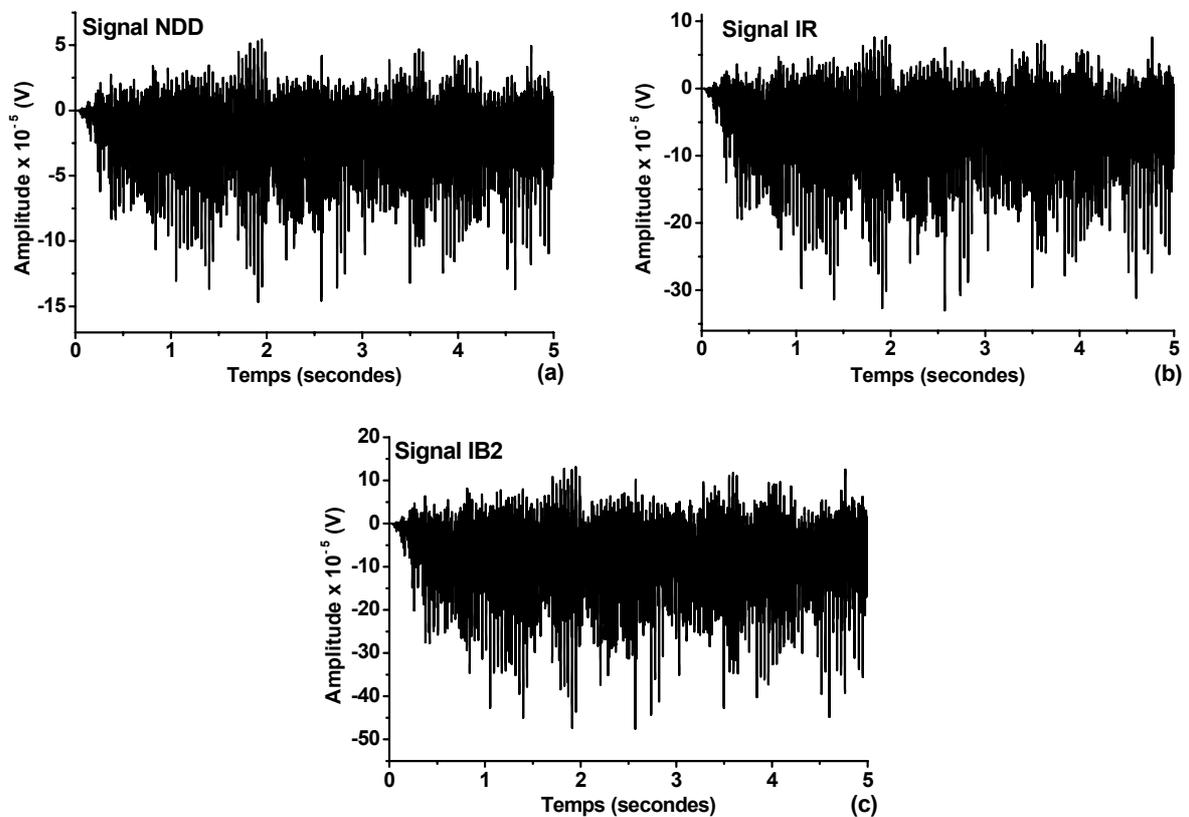


Fig. 4. 16. Les signaux sEMG générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par les systèmes presque isotropes NDD (a), IR (b) et IB2 (c).

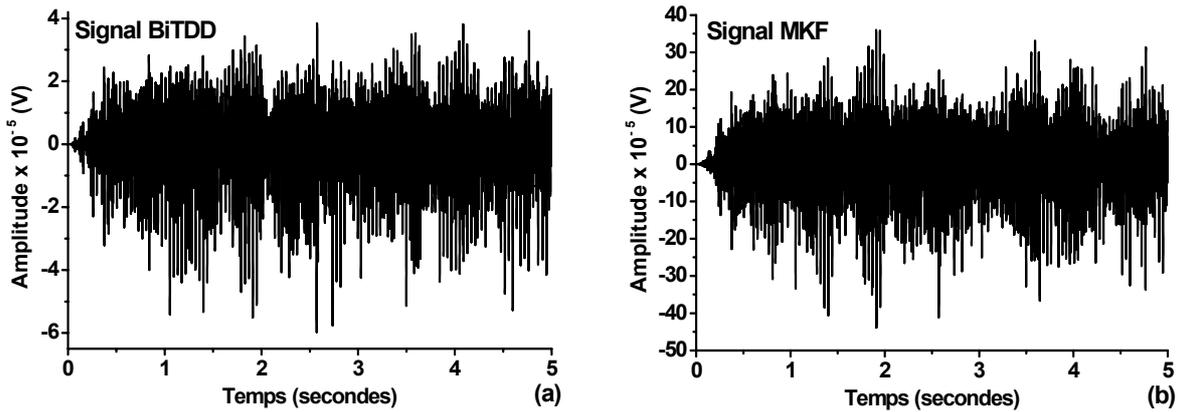


Fig. 4. 17. Les signaux EMG de surface générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par les systèmes BiTDD (a) et MKF (b).

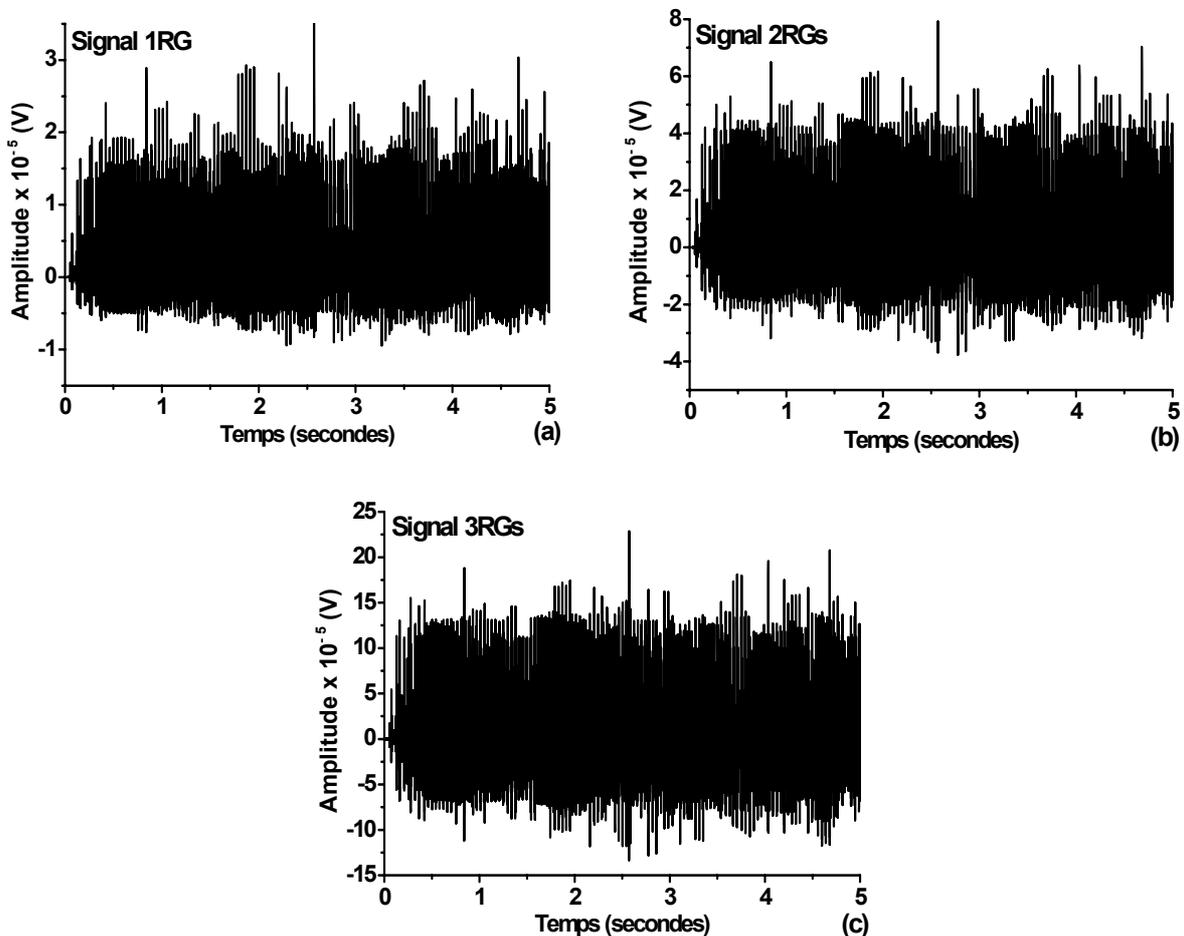


Fig. 4. 18. Les signaux sEMG générés dans un volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par les systèmes isotropes 1RG (a), 2RGs (b) et 3RGs (c).

4.3. Analyse du signal EMG de surface

Nous avons montré dans la section 2.3 du chapitre 2 que la forme du SFAP est fortement liée aux paramètres anatomiques, physiques et du système de détection. Dans ce chapitre, nous allons montrer que ces paramètres ont la même influence sur la forme du signal EMG de

surface. Ce résultat est la conséquence de la relation indirecte entre le SFAP et le signal EMG de surface (le MUAP est la somme des SFAPs et le signal EMG est la somme des trains de MUAPs).

Nous avons analysé et interpréter les effets des épaisseurs des couches de la peau (Fig. 4.19a et Fig. 4.19b) et de la graisse (Fig. 4.19c et Fig. 4.19d), les valeurs moyennes des diamètres (Fig. 4.20a et Fig. 4.20b) et des fréquences de décharge (Fig. 4.20c et Fig. 4.20d) des unités motrices, la distance inter-électrode (Fig. 4.21a et Fig. 4.21b) et le rayon de l'électrode circulaire (Fig. 4.21c et Fig. 4.21d) sur la valeur efficace (RMS : Root Mean Square) et la puissance totale (TTP : Total Power) des signaux EMG de surface détectés par les systèmes LSD, TDD, MKF et 3RGs. Ces résultats ont été publiés dans la référence [68].

La valeur efficace (*RMS*) est un paramètre populaire dans l'analyse du signal EMG de surface. Sa définition mathématique est donnée par l'expression suivante [69] :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2} \quad (4.4)$$

où N est le nombre des échantillons du signal étudié et x est le signal sEMG étudié.

La puissance totale (TTP) est défini comme une accumulation de la densité spectrale de puissance du signal sEMG. Le moment spectral d'ordre zéro et l'énergie sont généralement d'autres noms de la TTP. Sa définition mathématique est donnée par la relation suivante [68] :

$$TTP = \sum_{j=1}^M P_j \quad (4.5)$$

où M est la longueur de la fenêtre de fréquence et P_j est la densité spectrale de puissance.

Nous avons montré que les valeurs de la *RMS* et de la *TTP* diminuent avec l'augmentation des épaisseurs des couches de la peau (Fig. 4.19a et Fig. 4.19b) et de la graisse (Fig. 4.19c et Fig. 4.19d) et avec l'augmentation du rayon de l'électrode circulaire (Fig. 4.21c et Fig. 4.21d). Cependant, les valeurs de la *RMS* et de la *TTP* augmentent avec l'augmentation des valeurs moyennes des diamètres (Fig. 4.20a et Fig. 4.20b) et des fréquences de décharges (Fig. 4.20c et Fig. 4.20d) d'unités motrices. Pour étudier l'effet de la IED (Fig. 4.21a et Fig. 4.21b), avec les deux systèmes LSD et TDD, nous avons augmenté la IED et nous avons noté que les valeurs de la *RMS* et de la *TTP* augmentaient également. Cependant, avec le système MKF, nous avons remarqué que les valeurs de la *RMS* et de la *TTP* augmentaient avec l'augmentation du IED jusqu'à 15 mm et au-delà de cette valeur elles commençaient à diminuer.

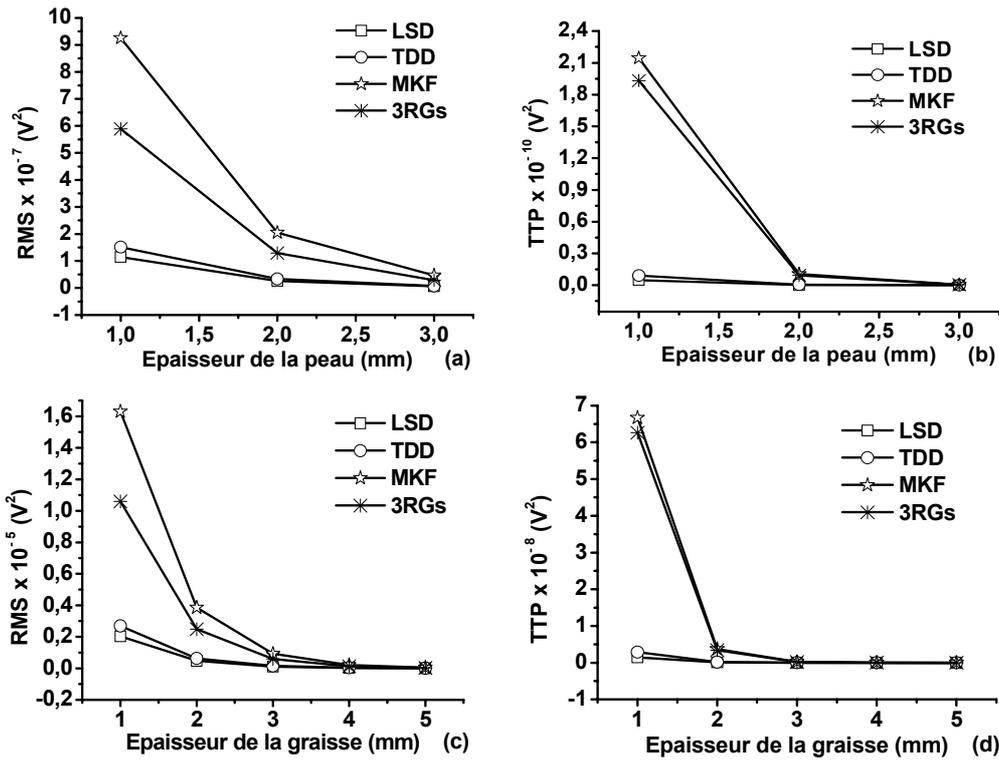


Fig. 4. 19. Effets des épaisseurs des couches de la peau (a et b) et de la graisse (c et d) sur la valeur du RMS (coté gauche de la figure) et la valeur du TTP (coté droit de la figure) des signaux sEMG détectés par les systèmes LSD, TDD, MKF et 3RGs [68].

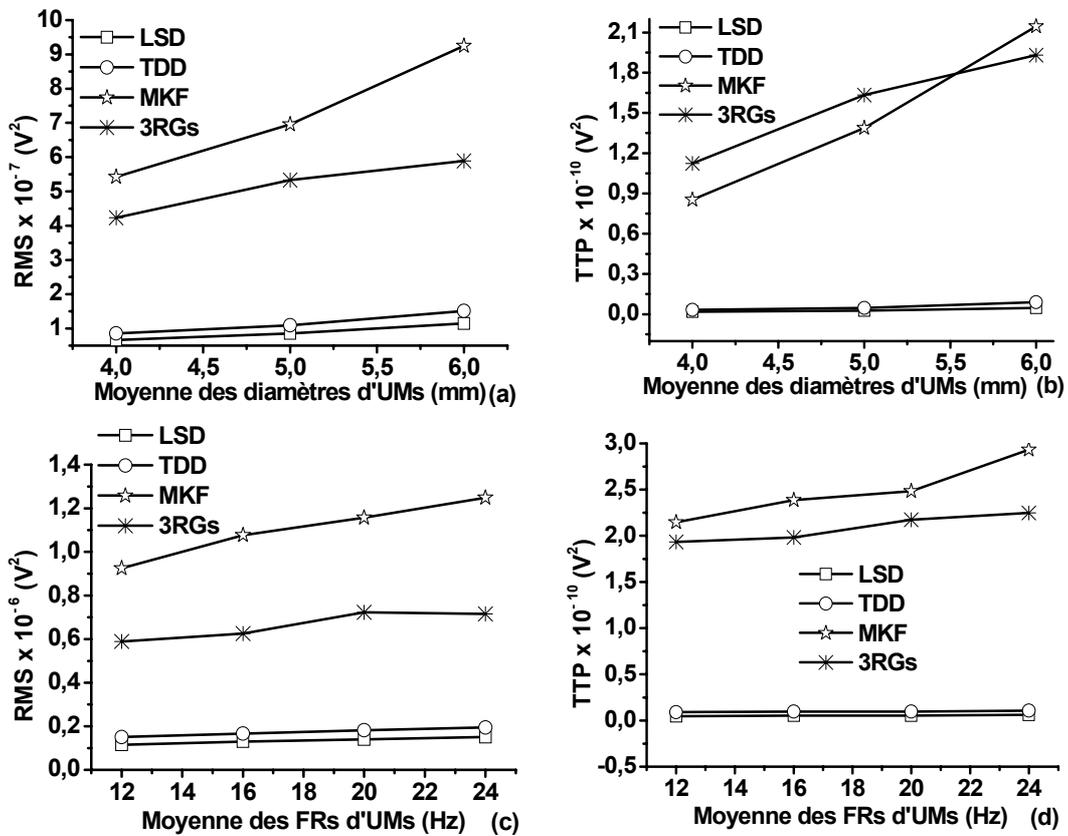


Fig. 4. 20. Effets des valeurs moyennes des diamètres (a et b) et des fréquences de décharge (c et d) des unités motrices sur la RMS (coté gauche de la figure) et la TTP (coté droit de la figure) des signaux sEMG détectés par les systèmes LSD, TDD, MKF et 3RGs. FR_s indique les fréquences de décharge des UM's [68].

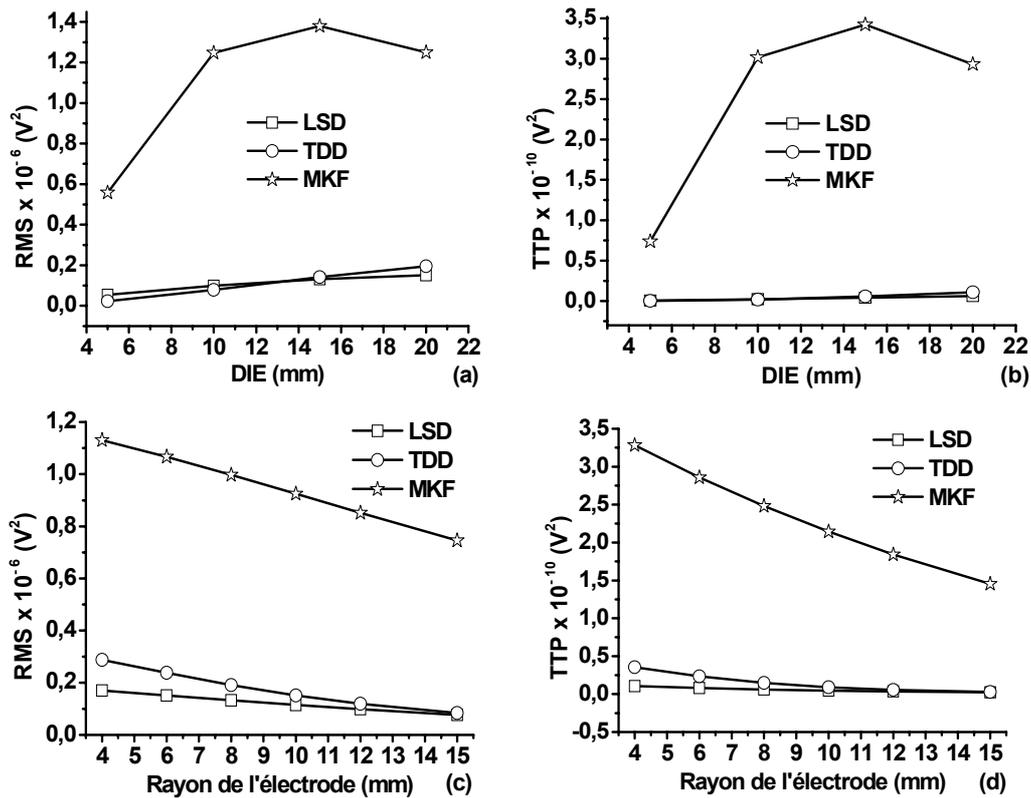


Fig. 4. 21. Effets de la distance inter-électrode (IED) (a et b) et le rayon de l'électrode circulaire (c et d) sur la RMS (coté gauche de la figure) et la TTP (coté droit de la figure) des signaux sEMG de surface détectés par les systèmes LSD, TDD et MKF [68].

4.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les étapes d'implémentation du modèle de simulation du signal EMG de surface généré dans un volume conducteur cylindrique multicouche constitué par l'os, le muscle, la graisse et la peau. Vu que ce modèle de volume conducteur est composé de quatre couches homogènes avec des conductivités différentes, donc ce volume conducteur devient inhomogène. Nous avons montré que pour les mêmes paramètres anatomiques et physiologiques du volume conducteur, la forme du signal EMG de surface est différente d'un système de détection à un autre. Cette différence en forme est due à la configuration et aux poids donnés aux électrodes de détection. Nous avons montré aussi que les paramètres d'amplitude (*RMS*) et spectrale (*TTP*) du signal sEMG sont influencés par les paramètres anatomiques, physiologiques et du système de détection.

Chapitre 5 : Non-Gaussianité et non-linéarité des signaux EMG de surface

5.1. Introduction

Le signal sEMG a été largement utilisé pour l'extraction de l'information dans le contrôle des dispositifs prothétiques chez les personnes souffrant d'une amputation des membres [70] et dans des expériences de biofeedback dans lesquelles les sujets apprennent à modifier les profils de contraction musculaire volontaire [71].

Dans les applications classiques de contrôle prothétique après un prétraitement, plusieurs caractéristiques ont été extraites à partir des signaux sEMG et un décodeur a été formé pour reconnaître les différents modèles de l'activité musculaire. Une grande variété de caractéristiques dans les domaines temporel, fréquentiel et temps-fréquence a été considérée individuellement et en groupe [72].

L'analyse dans le domaine temporel ou dans le domaine temporel fréquentiel est basée sur l'hypothèse de la stationnarité du signal eu que le signal est gaussien. Le signal sEMG pendant des contractions isométriques (statique) est supposée comme un signal stationnaire tandis que pendant des contractions dynamiques est un signal non stationnaire [72]. Au lieu de tester la stationnarité du signal complet, de nombreux travaux antérieurs présumaient souvent que le signal sEMG est stationnaire sur un intervalle de temps court [67], [73], [74].

D'autre part, dans les travaux sur le test de stationnarité du signal sEMG, des résultats contradictoires ont été trouvés variant en fonction des conditions expérimentales, de la taille des fenêtres, des types de contraction et du niveau de contraction [72]. En outre, les statistiques d'ordre supérieur (HOS: higher order statistics) [22], [23] des signaux sEMG ont été également utilisées dans la classification des mouvements [28], [75], [76]. Le mérite des approches basées sur les HOS est leurs capacités à saisir les détails d'asymétrie et d'aplatissement de la densité de probabilité (PDF :probability density function PDF) des signaux sEMG qui sont ignorés lorsque le signal est supposé être un processus gaussien. Dans ce cas, les statistiques issues des densités d'ordre 1 et 2 (moyenne, variance et corrélation) ont été seules étudiées [28]. A ce stade, il n'existe pas encore de consensus général sur la PDF des signaux sEMG pour justifier l'application des statistiques HOS.

Les niveaux de non-Gaussianité et de non linéarité des signaux sEMG de surface ont été abordées expérimentalement et par simulation [24], [25], [27]. Le test de non-Gaussianité S_g a

été basé sur le bicoherence. Le test de non linéarité S_l a été basé sur la mesure de la façon dont l'indice de bicoherence est constant dans le domaine bi-fréquentiel [24], [25], [27]. Mais, le niveau de non-Gaussianité du signal sEMG a été également estimé par d'autres paramètres : Kurtosis [26], [28] et la néguentropie (negentropy en anglais) [76].

En utilisant la bicoherence, Kaplanis et al. avaient signalé que les signaux sEMG sont très non gaussiens à des niveaux faibles et élevés de la force, tout en étant à la Gaussianité maximale à 50 % de la MVC [24]. Les études basées sur le Kurtosis [26], [28] ont montré que les signaux sEMG ont des propriétés non-Gaussiennes à de faibles niveaux de contractions et tendent vers une distribution plus gaussienne lorsque le niveau de force augmente. L'analyse de la néguentropie des signaux sEMG a montré que le niveau de non-Gaussianité du signal dépend du niveau de la MVC, de telle sorte que l'augmentation du niveau de la MVC déplace les PDFs des signaux sEMG vers une distribution Gaussienne. Dans une étude de simulation, Zhao et al. ont montré [27] que les valeurs de S_g et S_l dépendaient essentiellement du nombre d'unités motrices, des fréquences de décharges des unités motrices et de leur interaction et que les signaux sEMG devenaient plus gaussiens et plus linéaires avec l'augmentation du nombre d'unités motrices.

Dans tous les travaux de l'évaluation des niveaux de non-Gaussianité et non-linéarité des signaux sEMG, le système de détection utilisé était toujours le système simple différentiel (SD) [26-29], [76]. Mais pour améliorer la qualité de détection du signal sEMG, d'autres filtres spatiaux plus complexes ont été proposés [30-32]. Les différences entre eux résident dans la configuration des électrodes dans le masque du filtre spatial et les poids donnés aux électrodes.

L'effet de la configuration des électrodes dans les différents filtres spatiaux sur les niveaux de non-Gaussianité et non-linéarité des signaux EMG de surface n'a pas encore été étudié et reste toujours non clair.

Dans ce chapitre, nous avons donc évalué les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des signaux EMG de surface stationnaires détectés par les systèmes LSD, LDD et NDD lorsque le niveau d'MVC varie de 10% à 100% avec un pas de 10%. L'analyse a été basée sur :

- i. Deux valeurs du seuil de recrutement des unités motrices (30% pour un étroit recrutement et 70% pour un large recrutement des unités motrices).
- ii. Deux stratégies de fréquences de décharges (pelure d'oignon (FR1) et pelure d'oignon inversée (FR2)) pour chaque seuil de recrutement.
- iii. Trois valeurs de la fréquence de décharge maximale (20, 25 et 30 Hz) pour chaque stratégie de fréquence de décharge.

Nous avons également examiné les effets de la forme d'électrodes (électrode circulaire et électrode rectangulaire) et la distance inter-électrode (5 et 10 *mm*) pour une électrode de forme rectangulaire et (5 et 8 *mm*) pour une électrode de forme circulaire sur les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité. Nous avons considéré les effets de six paramètres sur les niveaux de non-Gaussianité et non-linéarité des signaux. Ces analyses ont été réalisées sur des segments stationnaires des signaux sEMG déterminés par les trois tests de stationnarité suivants [33]:

- Test d'exécutions (Runs test).
- Test d'arrangements inverse (Reverse Arrangement test).
- Test d'arrangements inverse modifié (Modified Reverse Arrangement test).

5.2. Paramètres étudiés

L'évaluation des niveaux de non-Gaussianité et non-linéarité des signaux sEMG a été faite sur des signaux simulés selon les étapes décrites dans la section 4.2 du chapitre 4.

Rappelons que la durée des signaux sEMG simulés de surface est 5 *s* avec une fréquence d'échantillonnage de 2048 *Hz*. Les paramètres de base du modèle sont présentés dans les sections 4.2.1, 4.2.2, 4.2.3 et 4.2.4 et les tableaux 4.1 et 4.2 du chapitre 4.

Les six paramètres étudiés sont décrits comme suit :

- Les signaux simulés sont configurés par les systèmes LSD, LDD et NDD. Les masques des trois systèmes étudiés sont montrés sur la figure 2.2 du chapitre 2.
- Deux formes d'électrodes étaient considérées avec les systèmes LSD et LDD. La première est de forme rectangulaire avec une largeur de 1*mm* et une longueur de 10*mm* et avec deux valeurs de la distance inter-électrode 5 et 10*mm*. La seconde est de forme circulaire avec un diamètre de 1*mm* et avec deux valeurs de la distance inter-électrode 5 et 8*mm* [77].
- Deux seuils de recrutement (RR) ont été sélectionnés. Le premier est pour un étroit recrutement des unités motrices et est égale à 30% de l'excitation maximale et le second est pour un large recrutement des unités motrices et est égale à 70% de l'excitation maximale.
- Deux stratégies de fréquences de décharges des unités motrices ont été considérées FR1 et FR2 décrites dans le chapitre 4 (section 4.2.4).
- Les fréquences de décharges maximales (PFRs) des unités motrices varient entre 10*Hz* et 35*Hz* [66], [78]. Dans nos résultats de simulation, la fréquence de décharge

de la première unité motrice recrutée (*PFR1* dans le cas de la stratégie *FR1* et *PFR120* dans le cas de la stratégie *FR2*) prend les valeurs 20, 25 et 30 *Hz* [79] et la différence désirée en fréquence de décharge entre la première et la dernière unité motrice recrutée (*PFRD*) est égale à 10 *Hz*.

La combinaison des trois systèmes de détection (*LSD*, *LDD* et *NDD*), les deux formes d'électrodes (circulaire et rectangulaire), les deux distances inter-électrodes (5 et 10 *mm* pour les systèmes *LSD* et *LDD* et 5 et 8 *mm* pour le système *NDD*), les deux seuils de recrutement des unités motrices ($RR = 30\%$ et $RR = 70\%$), les deux stratégies de fréquences de décharges (*FR1* et *FR2*) et les trois valeurs de fréquences de décharges maximales de l'unité motrice recrutée la première (20, 25 et 30*Hz*) et les dix niveaux de la *MVC* (*MVC* varie de 10% à 100% avec un pas de 10%) permette d'obtenir 1200 signaux EMG de surface (720 signaux détectés avec les électrodes de forme circulaire et 480 signaux détectés avec les électrodes de forme rectangulaire).

Les figures 5.1, 5.2 et 5.3 montrent des exemples des signaux simulés. Ces signaux sont générés dans un modèle de volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par les systèmes *LSD* (Fig. 5.1), *LDD* (Fig. 5.2) et *NDD* (Fig. 5.3) lorsque le niveau de contraction varie de 10% à 100% avec un pas de 10% avec les deux stratégies de fréquences de décharges *FR1* (Fig. 5.1a, Fig. 5.2a et Fig. 5.3a) et *FR2* (Fig. 5.1b, Fig. 5.2b et Fig. 5.3b). Ces figures montrent clairement que lorsque le niveau de la *MVC* augmente, l'amplitude et la fréquence des signaux sEMG détectés augmentent. Cette augmentation dans l'amplitude et dans la fréquence est justifiée comme suit : lorsque le niveau de la *MVC* augmente, le nombre des unités motrices recrutées augmente également ce qui implique un accroissement du nombre des MUAPTs. Puisque le signal sEMG est la somme des MUAPTs, donc une augmentation dans le nombre des MUAPTs générés par les unités motrices recrutées implique une augmentation dans l'amplitude du signal. Au même temps, avec l'augmentation du niveau de la *MVC*, les fréquences de décharges des unités motrices recrutées augmentent à leur tour et par conséquent la fréquence du signal sEMG résultant augmente.

Les figures 5.1, 5.2 et 5.3 montrent que malgré que les signaux sEMG sont modélisés avec les mêmes paramètres anatomiques, physiques, physiologiques et du système de détection mais avec les dix niveaux de la *MVC*, l'amplitude du signal sEMG simulé avec la stratégie de fréquence de décharge des unités motrices *FR2* est plus grande que celle du signal simulé avec la stratégie de fréquence de décharge *FR1*. Cette différence est due à la relation entre les seuils de recrutement des unités motrices et les fréquences de décharges maximales associées aux unités motrices recrutées.

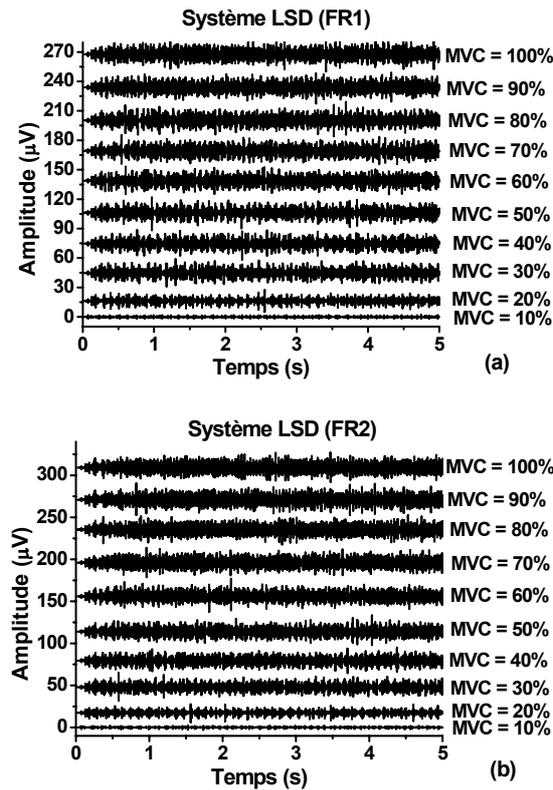


Fig. 5. 1. Signaux sEMG générés dans un modèle volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par le système LSD avec des électrodes de forme circulaire. Le diamètre de chaque électrode est **1 mm**. La IED est de **5 mm**. Le RR des UMs est étroit et il est fixé à 30%. La PFR est égale à **25 Hz**.

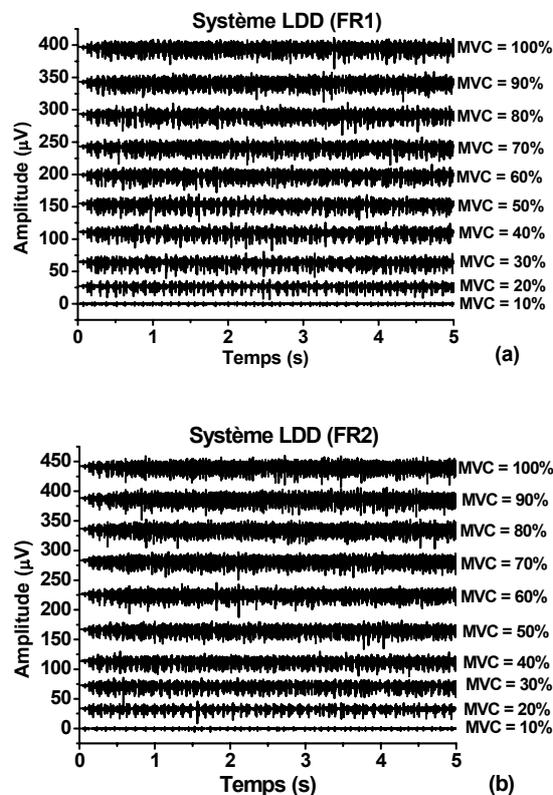


Fig. 5. 2. Signaux sEMG générés dans un modèle volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par le système LDD avec des électrodes de forme circulaire. Le diamètre de chaque électrode est **1 mm**. La IED est de **5 mm**. Le RR des UMs est étroit et il est fixé à 30%. La PFR est égale à **25 Hz**.

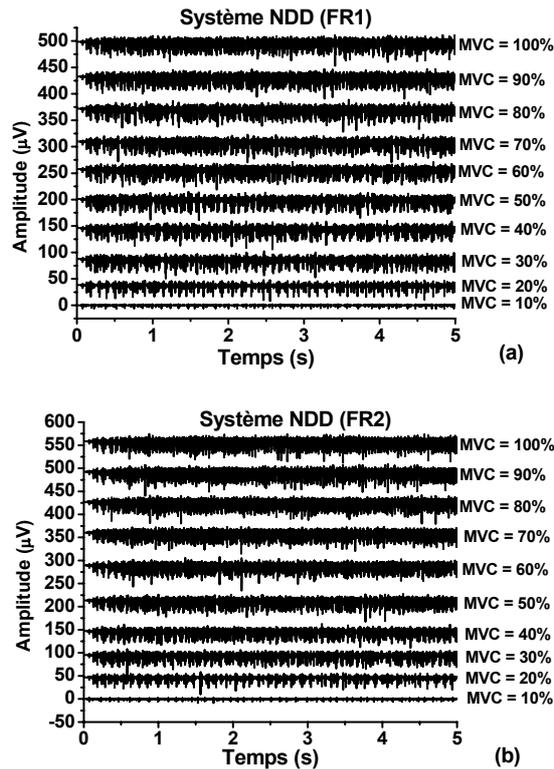


Fig. 5. 3. Signaux sEMG générés dans un modèle volume conducteur cylindrique multicouche et détectés par le système NDD avec des électrodes de forme circulaire. Le diamètre de chaque électrode est **1 mm**. La IED est de **5 mm**. Le RR des UMs est étroit et il est fixé à **30%**. La PFR est égale à **25 Hz**.

5.3. Evaluation des niveaux de stationnarité, Gaussianité et linéarité des signaux SEMG

Avant d'évaluer les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des 1200 signaux générés selon les six conditions cités précédemment, nous avons testé leurs stationnarités. L'analyse de la non-Gaussianité des signaux sEMG a été basé sur l'analyse de la bicoherence et le Kurtosis et leur linéarité a été évaluée par le test S_l . L'analyse de la bicoherence a été effectuée sur des segments stationnaires au sens large des signaux déterminés en utilisant les trois tests de stationnarité suivants : test d'exécutions (Runs test), test d'arrangements inverse (RA) et le test d'arrangements inverse modifié (MRA) [73], [74].

5.3.1. Evaluation du niveau de stationnarité des signaux SEMG

Les signaux EMG de surface étant non-stationnaire à long terme, ils peuvent être localement stationnaires. Un processus strictement stationnaire est un processus pour lequel la moyenne, la fonction de corrélation et les moments d'ordre supérieur sont invariants dans le temps. Dans la pratique, un processus stationnaire au sens large (en Anglais WSS : Wide Sens Stationarity) est adéquat pour l'analyse. Dans ce cas, la moyenne et la variance sont constantes et

l'autocorrélation est invariante dans le temps. L'étude d'un processus WSS peut se limiter à l'analyse de la moyenne et de la variance plutôt que la fonction d'autocorrélation [73]. Par conséquent, il est tout d'abord nécessaire de déterminer le segment ou les segments où le signal sEMG est WSS.

5.3.1.1. Tests de stationnarité

Il existe de nombreux tests de la stationnarité des signaux. Dans cette thèse, la stationnarité des signaux sEMG a été évaluée par le Runs test, le test RA et le test MRA qui ont été pour examiner la stationnarité des signaux sEMG [74].

5.3.1.1.1. Runs test

Les étapes d'application du test d'exécution sont décrites comme suit [74] :

Le signal d'entrée x_i est constitué d'une suite de points de données ($i = 1, 2, 3, \dots, N$) dont chacun a une valeur positive (+) ou négative (-). Une "exécution" est définie comme "une succession de symboles identiques qui sont suivis et précédés de symboles différents ou par aucun symbole du tout". Par exemple, le signal suivant :

$$x_i = 1, 3, -2.25, 0.25, -1.5, -1.75, -2.5, 1.25, -0.5, -0.25, 1.5, 0.5, 2, 2.75$$

Peut être décrit comme une série de scores positifs et négatifs:

$$x_i = (+, +), (-), (+), (-, -, -), (+), (-, -), (+, +, +, +)$$

Donc, ce signal contient sept exécutions. Le nombre total d'exécutions dans le signal fournit des informations concernant si ce signal est aléatoire ou non. Plus précisément, un signal qui contient très peu d'exécutions est probablement influencé par une tendance sous-jacente, alors qu'un signal qui contient de nombreuses exécutions est plus susceptible d'être aléatoire.

Un score z peut être donc calculé en utilisant l'équation suivante :

$$z = \frac{r + h - \left(\frac{2N_1N_2}{N}\right) - 1}{\sqrt{[2N_1N_2(2N_1N_2 - N)]/[N^2(N-1)]}} \quad (5.1)$$

où

r est le nombre total d'exécutions dans le signal, N_1 est le nombre de points de données avec un signe positive et N_2 est le nombre de points de données avec une signe négative.

$$h = 0.5 \text{ si } \left[\left(\frac{2N_1N_2}{N}\right) + 1\right] > r \text{ et } h = -0.5 \text{ si } \left[\left(\frac{2N_1N_2}{N}\right) + 1\right] < r$$

L'hypothèse nulle de ce test, implique que le signal analysé est aléatoire, alors l'hypothèse alternative implique que le signal contient une tendance. Le rejet l'hypothèse nulle à $p \leq 0.05$ nécessite un z-score de $z \geq 1.96$ ou $z \leq -1.96$. Le test de fonctionnement de l'exemple précédent (pour $r = 7$, $N_1 = 8$, $N_2 = 6$ et $h = 0.5$) donne un z-score de -0.2 . -0.2 . Ce score ne

rejette pas l'hypothèse nulle à $p \leq 0.05$, ce qui n'indique aucune tendance significative dans le signal.

5.3.1.1.2. Test RA

Le test d'arrangement inverse implique le calcul du nombre de fois, en commençant par le premier échantillon (x_1) dans le signal d'entrée numérisé (x_i), que chaque échantillon ultérieur (x_2, x_3, \dots, x_N) est inférieur à x_1 . Chacun de ces nombres d'inégalités est connu sous le nom d' "agencement inverse". Ce processus est ensuite répété pour $x_1, x_2, x_3, \dots, x_{N-1}$. Un score z peut alors être calculé en utilisant l'équation suivante [74] :

$$z = \frac{A - \left[\frac{N(N-1)}{4} \right]}{\sqrt{\frac{2N^3 + 3N^2 - 5N}{72}}} \quad (5.2)$$

où A est le nombre total des arrangements inverse dans le signal et N est le nombre de points de données.

L'hypothèse nulle pour ce test implique que les points de données dans le signal sont des observations indépendantes à partir d'une variable aléatoire. L'hypothèse alternative implique que les points de données qui composent le signal sont liés et font partie d'une tendance significative sous-jacente du signal.

Pour rejeter l'hypothèse nulle à $p \leq 0.05$, il faut que le z -score soit supérieur à 1.96 ou inférieur à -1.96 ($z \geq 1.96$ ou $z \leq -1.96$). Le z -score calculé à partir du test d'arrangements inverses pour l'exemple traité précédemment (section 5.3.1.1) pour $A = 33$ et $N = 14$ est -1.37 , qui ne rejette pas l'hypothèse nulle à $p \leq 0.05$, indique qu'il n'y a aucune tendance significative dans le signal.

5.3.1.1.3. Test MRA

Le test d'arrangements inverse modifié est réalisé en divisant le signal d'entrée en segments adjacents de 32 ms et en calculant la valeur carrée moyenne (la variance pour chaque segment) [74]. Théoriquement, les variances des segments adjacents d'un signal stationnaire sont des observations indépendantes d'une variable aléatoire. Donc, les tendances temporelles dans les valeurs de variances peuvent être dues à une source de non-stationnarité du signal. Le test exige alors le calcul du nombre de fois, commençant par la première variance (var_1) dans la séquence de segments de 32 ms (var_i), que chaque valeur quadratique moyenne suivante ($var_2, var_3, \dots, var_N$) est inférieur à var_1 . Chacune de ces inégalités est connue sous le nom "arrangement inverse". Ce processus est ensuite répété pour $var_2, var_3, var_4, \dots, var_{N-1}$. On peut alors calculer un z -score de la même façon que dans le cas de test d'arrangements inverse (équation 5.2).

L'hypothèse nulle pour ce test implique que les variances des segments de 32ms sont des observations indépendantes d'une variable aléatoire. Cependant, l'hypothèse alternative implique que les variances sont liées et font partie d'une tendance significative sous-jacente au signal. Pour rejeter l'hypothèse nulle à $p \leq 0.05$, il faut un z-score de $z \geq 1.96$ ou $z \leq -1.96$.

5.3.1.2. Protocol d'évaluation de la stationnarité dans notre contribution

La stationnarité au sens large des 1200 signaux a été évaluée selon le protocole suivant :

1. Puisque le niveau d'excitation sur la première seconde d'enregistrement n'est pas suffisant pour recruter toutes les unités motrices du muscle [20], cette première seconde a été ignorée. Par conséquent, l'analyse de la stationnarité n'a donc été appliquée qu'aux quatre dernières secondes (la durée de simulation du signal sEMG étant de 5 s).

2. A son tour, ce segment de 4s a été segmenté de la manière suivante :

- Premièrement, il a été divisée en *deux* segments de 2000 ms.
- Deuxièmes, il a été divisée en *quatre* segments de 1000 ms.
- Troisièmes, il a été divisée en *huit* segments de 500 ms.
- Quatrièmes, il a été divisée en *seize* segments de 250 ms.

Par conséquent, nous avons au total 31 segments à tester.

3. Chaque segment parmi les 31 a été divisé en 16 sous-segments adjacents de même durée T (ms), ensuite la moyenne et la variance des sous-segments ont été calculées. Pour examiner la stationnarité de ces segments, la tendance des moyennes et des variances a été testée par les trois tests. Par exemple, pour tester la stationnarité de deux segments de 2000 ms (deux intervalles de temps adjacents du signal, chacun ayant une durée de 2000 ms), les deux segments ont été divisés en 16 sous-segments de 125 ms. Un segment a été considéré comme stationnaire si et seulement si les deux paramètres (la moyenne et la variance) aient satisfait les trois tests pour les dix MVCs.

4. Pour chaque durée de segment (nous avons des segments de durées de 250, 500, 1000, 2000 et 4000 ms), le taux de stationnarité (ST) du signal en pourcentage est calculé par la relation suivante :

$$ST_i(\%) = \frac{N_s}{N_T} \quad (5.3)$$

où N_s est le nombre de segments stationnaire avec un test parmi les trois pour chaque MVC parmi les dix par rapport à une durée de segment parmi les cinq segments, N_T est le nombre de segments total par rapport à une durée de segment parmi les cinq et i est l'indice du signal EMG examiné (dans notre cas $i = 1, 2, \dots, 1200$).

5. Pour comparer la stationnarité pour chaque niveau de contraction, pour chaque système de détection et pour chaque durée de segment avec la variation de la forme d'électrodes, la distance inter-électrodes, le seuil de recrutement, la stratégie de fréquence de décharge et la fréquence de décharge maximale de la première unité motrice recrutée, le niveau de stationnarité des signaux sEMG a été formulé par le taux de stationnarité moyen (*MST*) en pourcentage. Ce taux moyen est donné par :

$$MST(\%) = \sum_{j=1}^{N_{sEMG}} \frac{ST_j(\%)}{N_{sEMG}} \quad (5.4)$$

N_{sEMG} est le nombre de signaux sEMG correspond à chaque système de détection (par exemple dans notre cas, pour chaque MVC, nous avons 48 signaux correspondent au système LSD, 48 correspondent au système LDD et 24 signaux correspondent au système NDD).

Pour évaluer les effets des six paramètres étudiés sur les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des 1200 signaux sEMG simulés, nous avons d'abord déterminé le rapport de stationnarité (SR) qui correspond à l'effet de chaque paramètre pour la durée de chaque segment. Pour une durée donnée, le segment étudié a été considéré stationnaire si et seulement si ce segment ait satisfait les trois tests de stationnarité pour chaque valeur de chacun des six paramètres étudiés. Le SR est défini comme suit :

$$SR = \frac{N_{SSP}}{N_{TSP}} \quad (5.5)$$

Pour une durée de segment donné parmi les cinq durées et pour chaque paramètre parmi les six paramètres étudiés, N_{SSP} est le nombre de segments stationnaires et N_{TSP} est le nombre total de segments [33].

5.3.2. Evaluation des niveaux de Gaussianité et linéarité des signaux sEMG

Le niveau de non-Gaussianité a été évalué sur les 1200 signaux sEMG simulés en utilisant le Kurtosis et la bicoherence et leur niveau de non-linéarité a été estimé par le test S_l .

Le Kurtosis est un paramètre statistique d'ordre supérieur utilisé pour mesurer le degré de d'aplatissement (peakedness en anglais) de la PDF [28]. Le Kurtosis d'un processus X a été défini par l'équation (2.41) dans le chapitre 2. Le Kurtosis est nul pour une distribution gaussienne. La Kurtosis peut être positive ou négative. Un processus avec Kurtosis positif est appelé super-gaussien. Un processus avec une Kurtosis négative est appelé sous-gaussien.

La non-Gaussianité d'un processus stationnaire à moyenne nulle peut être quantifiée par le bispectrum normalisé, ou bicoherence. Il est défini comme suit [24] :

$$Bic(\omega_1, \omega_2) = \frac{B(\omega_1, \omega_2)}{\sqrt{P(\omega_1)P(\omega_2)P(\omega_1, \omega_2)}} \quad (5.6)$$

où $B(\omega_1, \omega_2)$ est le bispectrum et $P(\cdot)$ est le spectre de puissance.

Le test de linéarité S_l implique que la bicoherence estimée soit constante dans le domaine bi-fréquence, en utilisant une mesure de la différence absolue (ΔR) entre la plage interquartile théorique R_{th} et l'interquartile estimé R_{estim} . L'hypothèse de non linéarité est adoptée lorsque [24] :

$$S_l = \frac{\Delta R}{R_{th}} > 2 \quad (5.7)$$

5.4. Résultats et discussions

Le principe de génération du signal sEMG est basé sur plusieurs distributions aléatoires à savoir la distribution des fibres musculaires dans les unités motrices (distribution uniforme), la distribution des unités motrices dans le muscle (distribution uniforme), la distribution des diamètres des unités motrices actives (distribution de Poisson), la distribution des vitesses de conduction (distribution gaussien) des unités motrices actives, la distribution des longueurs de fibres musculaires des unités motrices actives (distribution gaussien), la distribution des jonctions neuromusculaires dans la largeur de la plaque motrice de l'unité motrice (distribution uniforme), la distribution des tendons droits et gauches dans les largeurs des limites tendineuses (distribution uniforme) et la distribution des intervalles inter-impulsions (distribution gaussien) [59].

Pour prendre en considération la relevance statistique de toutes ces distributions sur les résultats de stationnarité, Gaussianité et linéarité, nous avons réalisé, pour chaque niveau MVC, quinze exécutions avec des différentes valeurs de départ pour les six paramètres étudiés (nous avons généré 1200 signaux à chaque exécution). Ensuite, nous avons divisé ces quinze exécutions en trois groupes où chaque groupe contient cinq exécutions. Pour chaque paramètre des évaluations de la stationnarité et de la Gaussianité ainsi pour le test de linéarité, nous avons calculé la valeur moyenne de chacun de ces paramètres dans le même groupe. Cependant, vu le nombre important de résultats pour examiner l'effet de chaque paramètre (trois courbes pour l'effet de la configuration des électrodes (Fig. 5.7), quatre courbes pour l'effet de la forme des électrodes (Fig. 5.8), quatre courbes pour l'effet de la distance inter-électrodes (Fig. 5.9), six courbes pour l'effet du seuil de recrutement (Fig. 5.10), six courbes pour l'effet de la stratégie de fréquence de décharge des unités motrices (Fig. 5.11) et), neuf courbes pour l'effet de la fréquence de décharge maximale de l'unité motrice recruté la première (Fig. 5.12)), seulement la valeur moyenne du premier groupe est montré.

Pour déterminer si les résultats obtenus à partir des trois groupes sont statistiquement différents ou non, une analyse statistique de variance à sens unique (ANOVA1) a été effectuée pour déterminer si les résultats obtenus à partir des trois groupes sont statistiquement différents ou non. Une analyse de variance (ANOVA1) à sens unique a été utilisée pour comparer les moyennes des trois groupes. Nous avons utilisé l'hypothèse H_0 qui indique que les valeurs moyennes des trois groupes sont identiques et l'hypothèse alternative H_1 qui indique que les valeurs moyennes des trois groupes ne sont pas égales. Nous retenons l'hypothèse nulle H_0 quand la valeur p est supérieure à 0.05. Il est à noter que les résultats de la figures 5.4-5.12 sont présentés sous forme de la moyenne \pm erreur standard de la moyenne (SE) et la valeur de p correspond à chaque graphique est indiquée sur la légende de chaque figure. De plus, les valeurs de p indiquées sur ces figures sont la probabilité qui confirme ($p > 0.05$) ou rejette ($p < 0.05$) l'hypothèse nulle [33].

5.4.1. Résultats de test de la stationnarité

5.4.1.1. Taux de stationnarité moyen (MST)

Nous avons étudié, en utilisant les 3 tests de stationnarité, les effets de la durée du segment et le niveau MVC sur le taux de stationnarité moyen (MST) en % des signaux sEMG détectés par les trois systèmes étudiés pour deux formes d'électrodes, deux IEDs, deux RRs, deux stratégies de FRs et trois PFRs.

Les figures 5.4 et 5.5 montrent l'effet de la durée du segment d'analyse sur le MST moyen en % pour chaque niveau MVC avec le Runs test (Fig. 5.4) et le test MRA (Fig. 5.5). Ces figures montrent que le MST moyen en % dépend de la durée du segment et du niveau MVC. Moyennement, avec les dix niveaux MVC, les segments de durée de 250 ms donnent le plus haut niveau de stationnarité par rapport aux autres durées. Il apparut clairement que le MST moyen en % est plus grand avec le test MRA que le Runs test d'exécutions. On note aussi que le degré de stationnarité des signaux sEMG est plus grand avec le test RA que les deux autres tests.

Pour comparer le degré de stationnarité des signaux sEMG pour les dix MVCs en même temps et pour chaque durée de segment, nous avons calculé pour chaque durée de segment la valeur moyenne des MSTs moyens des dix niveaux de contraction. Nous avons montré que la valeur moyenne des MSTs moyens des dix niveaux d'MVC pour chaque segment est plus grande avec un segment de durée de 250 ms par rapport aux autres segments. Les résultats sont donnés dans Fig. 5.4 (Runs test) et Fig. 5.5 (MRA). Nous avons une seule exception où la valeur moyenne des MSTs moyens des dix niveaux MVC est plus grande avec le segment

de durée de 4000 ms par rapport au segment de durée de 250 ms. Cette exception correspond au système LDD avec le Runs test (Fig 5.4b).

L'ANOVA à sens unique des valeurs moyennes du MST(%) n'est pas significative ($p > 0.05$) dans le cas du Runs test (Fig. 5.4) et dans le cas du test MRA (Fig. 5.5).

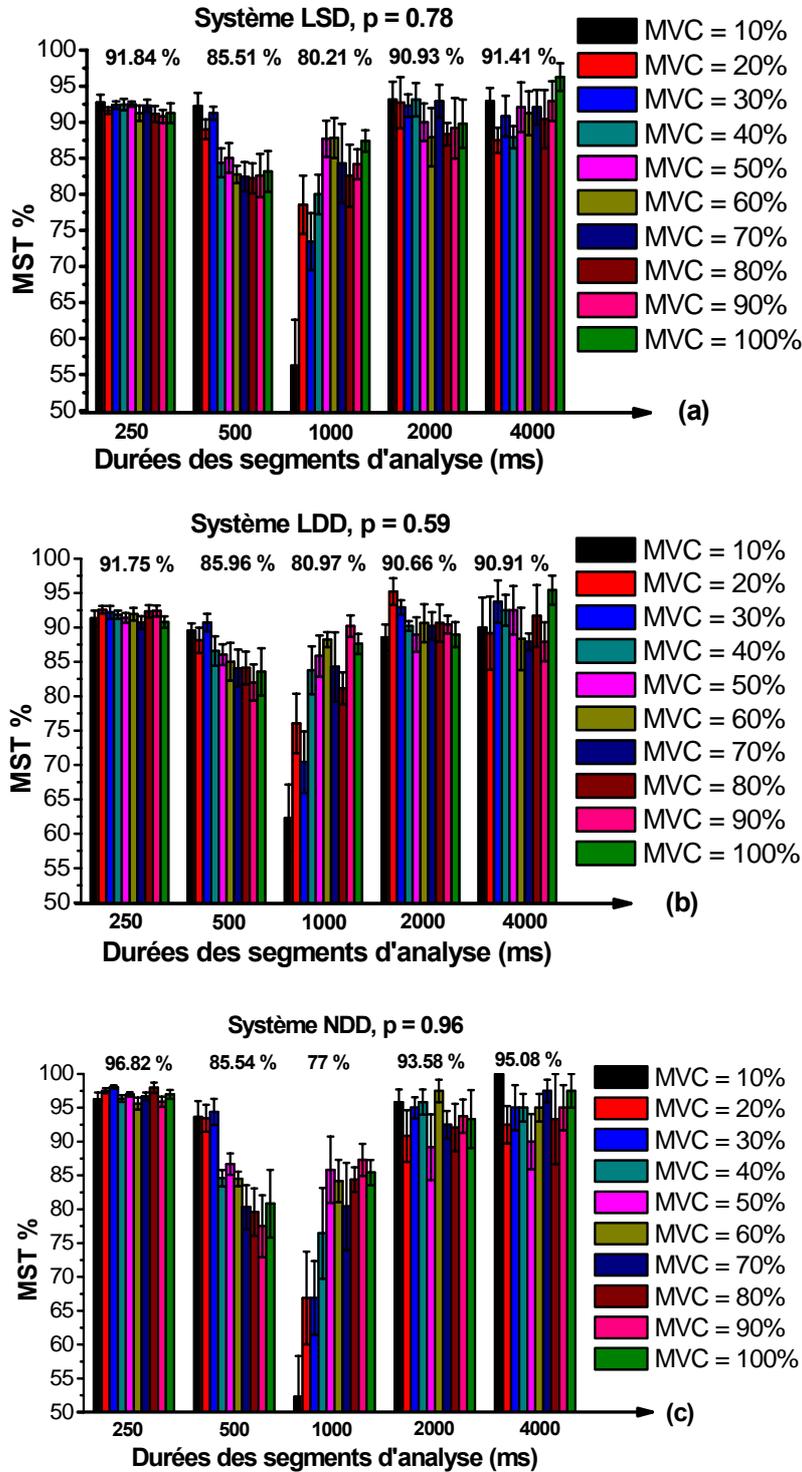


Fig. 5. 4. Effet des durées de segments d'analyse sur MST en % (ici nous avons représenté la valeur moyenne \pm la déviation standard de cinq exécutions) avec le Runs test lorsque MVC varie de 10% à 100% avec un pas de 10%. La valeur indiquée au dessus des barres de chaque durée de segment est la valeur moyenne du MST des dix niveaux MVC.

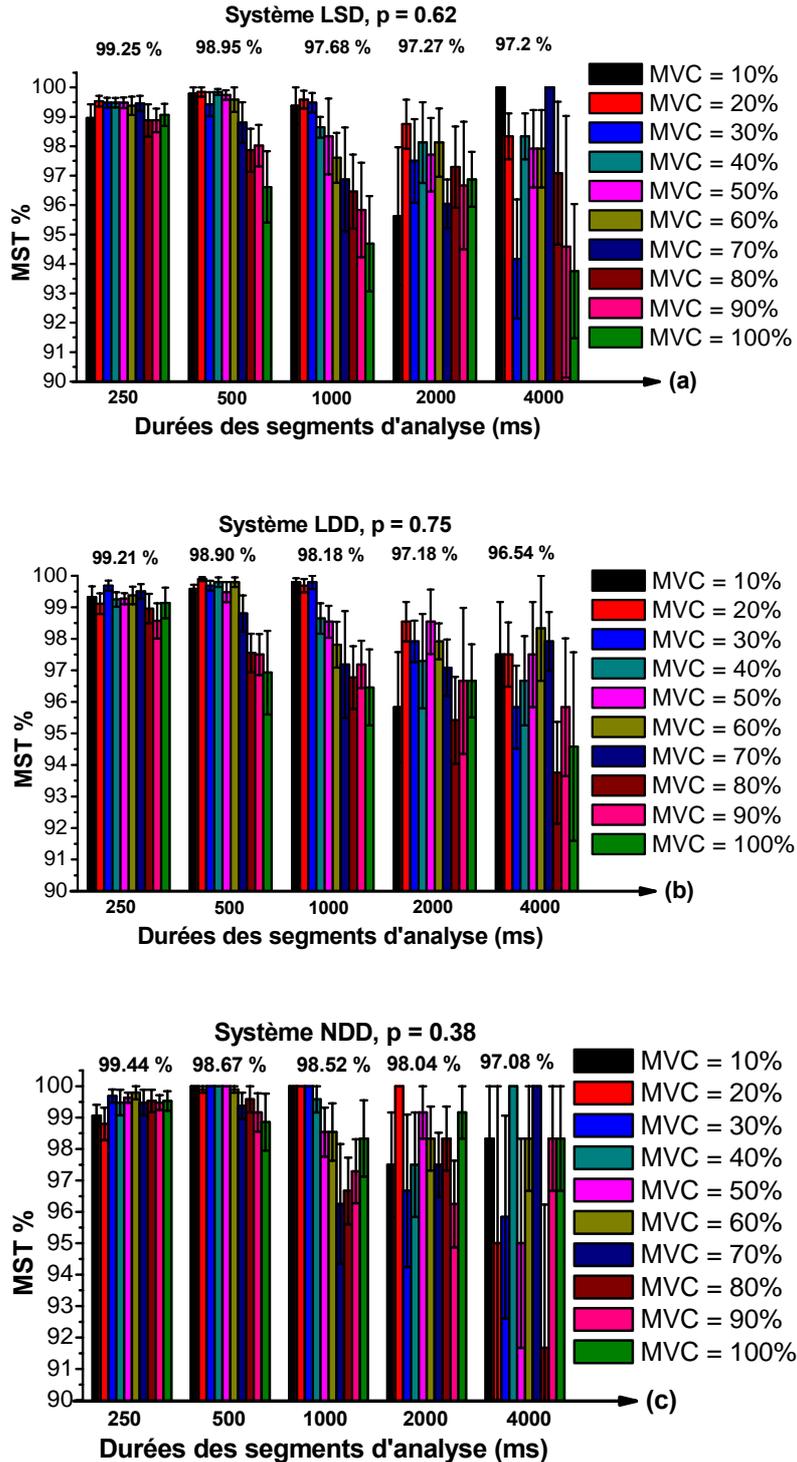


Fig. 5. 5. Effet des durées de segments d'analyse sur MST en % (ici nous avons représenté la valeur moyenne \pm la déviation standard de cinq exécutions) avec le test MRA lorsque MVC varie de 10% à 100% avec un pas de 10%. La valeur indiquée au dessus des barres de chaque durée de segment est la valeur moyenne du MST des dix niveaux MVC.

5.4.1.2. Rapport de stationnarité (SR) de l'effet de chaque paramètre

La figure 5.6 montre l'effet de la durée du segment d'analyse sur le SR en fonction de chacun des six paramètres étudiés. Les résultats de cette figure montre que le SR est plus grand avec les segments de durées de 250 ms et il est plus petit avec les segments de durées de 1000 ms.

De plus, pour une durée de segment donnée, le SR est plus grand avec l'effet de la IED (à l'exception des segments de durées de 2000 et 4000 ms) et plus petit avec l'effet de la PFR (à l'exception du segment de durée de 4000 ms). Cette figure montre aussi que le SR est nul pour les cas du segment de durée de 1000 ms pour les effets de la configuration des électrodes de détection, le seuil de recrutement des unités motrices (*RR*) et la fréquence de décharge maximale (*PFR*).

En se basant sur les résultats montrés sur les figures 5.4, 5.5 et 5.6, l'évaluation des niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des 1200 signaux sEMG a été basée sur des segments de durées de 250 ms.

L'ANOVA à sens unique de la valeur moyenne du SR correspond à l'effet de chacun des six paramètres est n'est pas significative ($p > 0.05$) (Fig. 5.6).

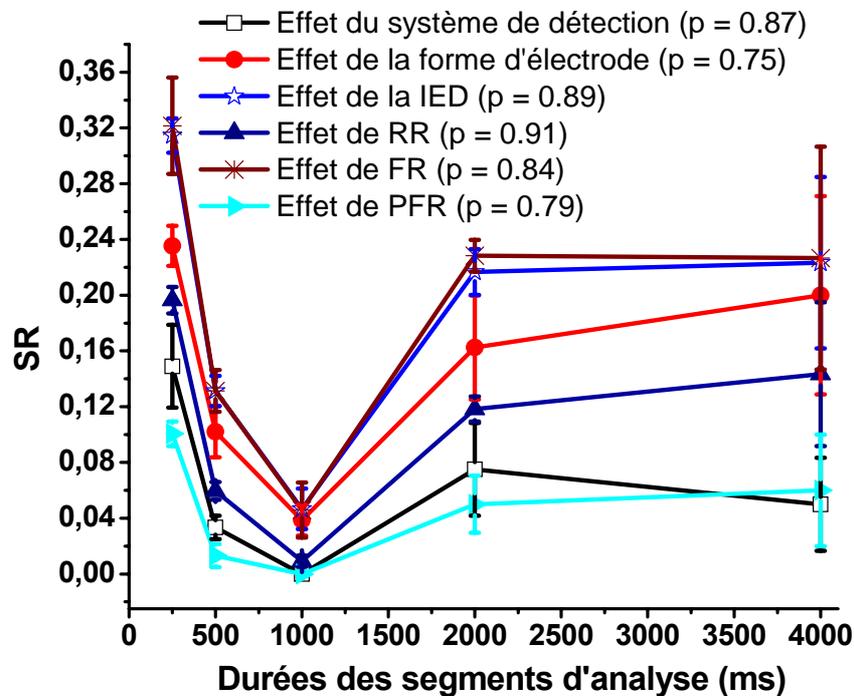


Fig. 5. 6. Le taux de stationnarité (valeur moyenne \pm erreur standard) correspond à l'effet de chaque paramètre pour chaque durée de segment d'analyse [33].

5.4.2. Résultats de non-Gaussianité et non-linéarité

Pour étudier l'effet de chacun des six paramètres considérés sur les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des signaux sEMG, le paramètre étudié est variable et les autres paramètres sont fixés. Cette analyse permet de produire plusieurs cas. Dans notre étude, avec les 1200 signaux SEMG, nous avons trouvé pour chaque niveau MVC que le nombre de cas correspond aux effets de la configuration des électrodes, la forme des électrodes, la IED, le RR, la FR et la PFR sont respectivement 12, 48, 60, 60 et 40 cas. Par exemple, le résultat de

48 cas correspond à l'effet de la forme d'électrodes indique que pour un seul MVC, nous avons 48 couples de signaux sEMG (48 signaux avec la forme circulaire et 48 signaux avec la forme rectangulaire). Par conséquent, pour étudier l'effet de la forme des électrodes sur les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des signaux sEMG, le nombre de signaux concernés est 96 par MVC. Le même principe a été appliqué à l'étude des effets des cinq autres paramètres. C'est pour cette raison notre étude a été basée sur la valeur moyenne. Pour chaque niveau MVC et pour chaque valeur du paramètre étudié, nous avons calculé le Kurtosis, la bicoherence et le test S_l des signaux sEMG de tous les segments stationnaires ayant une durée de 250 ms (la durée de 250 ms a été choisie parce que le taux de stationnarité (MST) et le rapport de stationnarité (SR) avec cette durée sont plus grands par rapport aux autres durées). Ensuite les valeurs moyennes du Kurtosis, de la bicoherence et du test S_l ont été déduites pour faire une étude de comparaison.

Dans l'ensemble, les figures de 5.7 à 5.12 montrent les valeurs de Kurtosis (Fig.5.7a-5.12a), de la bicoherence (Fig.5.7b-5.12b) et du test S_l (Fig.5.7c-5.12c) lorsque le niveau MVC augmente.

5.4.2.1. Effet de la configuration des électrodes

La figure 5.7a montre que les valeurs moyennes du Kurtosis des signaux sEMG détectés par le système NDD sont plus grandes que celles des signaux sEMG détectés par le système LDD et les valeurs moyennes du Kurtosis des signaux sEMG détectés par le système LDD sont plus grandes que celles des signaux sEMG détectés par le système LSD. Ces résultats montrent que les signaux sEMG détectés par le système LSD sont plus Gaussiens que les signaux détectés par les systèmes LDD et NDD. Cependant, contrairement aux résultats du Kurtosis, les résultats de la bicoherence (Fig.5.7b) montrent que les valeurs moyennes de la bicoherence sont plus grandes avec le système LSD et plus petits avec le système LDD. Par conséquent, l'analyse de la bicoherence indique que les signaux sEMG détectés par le système LDD sont plus Gaussiens que les signaux détectés par le système LSD.

Les valeurs moyennes du test S_l dévoilent que le niveau de linéarité des signaux sEMG dépend du système de détection utilisé et du niveau MVC (Fig. 5.7c). Selon les conditions de simulation, les signaux sEMG détectés par les systèmes LDD et NDD ne sont pas linéaires les dix niveaux MVC.

L'analyse de l'ANOVA des valeurs moyennes du Kurtosis (Fig. 5.7a), bicoherence (Fig. 5.7b) et le test S_l (Fig. 5.7c) montre qu'il n'y a pas d'effet significatif ($p > 0.05$) lorsque les valeurs de départ des différentes distributions aléatoires changent.

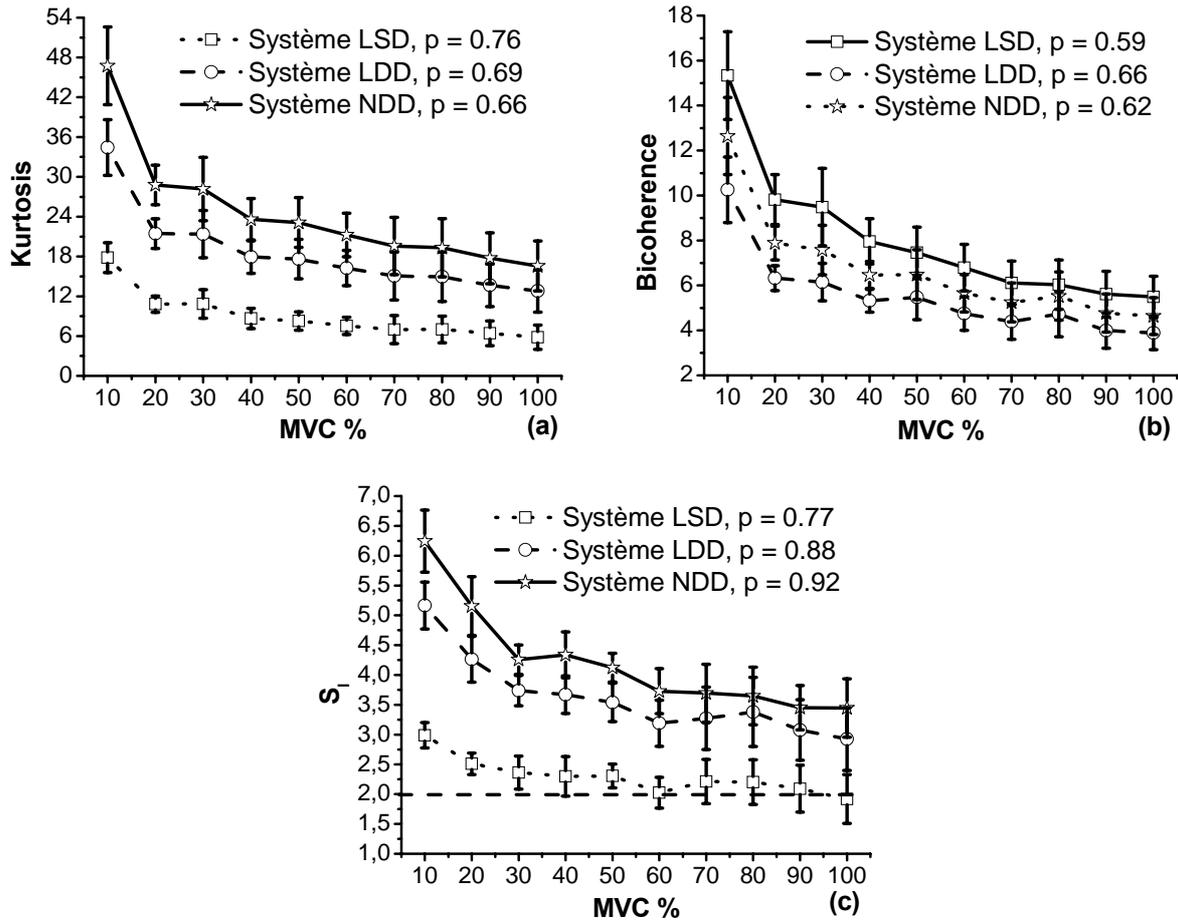


Fig. 5. 7. Effet du système de détection sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) S_I (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux sEMG.

5.4.2.2. Effet de la forme des électrodes

La figure 5.8a montre qu'avec les deux systèmes LSD et LDD et pour les dix niveaux MVC, les valeurs moyennes du Kurtosis sont plus grandes avec des électrodes de forme circulaire que les électrodes de forme rectangulaire. Par conséquent, les signaux sEMG détectés par les systèmes avec des électrodes de forme rectangulaire sont plus gaussiens que les signaux sEMG détectés par les systèmes avec des électrodes de forme circulaire.

Indépendamment de la forme des électrodes, la figure 5.8b montre que les valeurs moyennes de la bicoherence des signaux sEMG détectés par le système LSD sont plus grandes que celles des signaux détectés par le système LDD. De plus, l'analyse de la bicoherence montre que les signaux sEMG détectés par le système LDD avec des électrodes de forme rectangulaire sont moins non-Gaussiens que les signaux sEMG détectés par le système LSD avec des électrodes de forme rectangulaire.

Les valeurs du test S_I indiquent que le niveau de linéarité des signaux sEMG dépend de la configuration et de la forme des électrodes de détection et du niveau (Fig. 5.8c). Nous avons

trouvé que les signaux sEMG détectés par le système LDD avec des électrodes rectangulaires sont les plus linéaires (ces signaux sont linéaires de 40% à 100% MVC). On note aussi que les signaux sEMG détectés par les deux systèmes LSD et LDD avec les deux formes d'électrodes deviennent linéaires à partir de $MVC = 80\%$.

Les résultats de l'analyse de l'ANOVA du Kurtosis (Fig. 5.8a), de la bicoherence (Fig. 5.8b) et du test S_l (Fig. 5.8c) montrent qu'il n'y a pas une différence statistique significative ($p > 0.05$) entre les trois groupes étudiés.

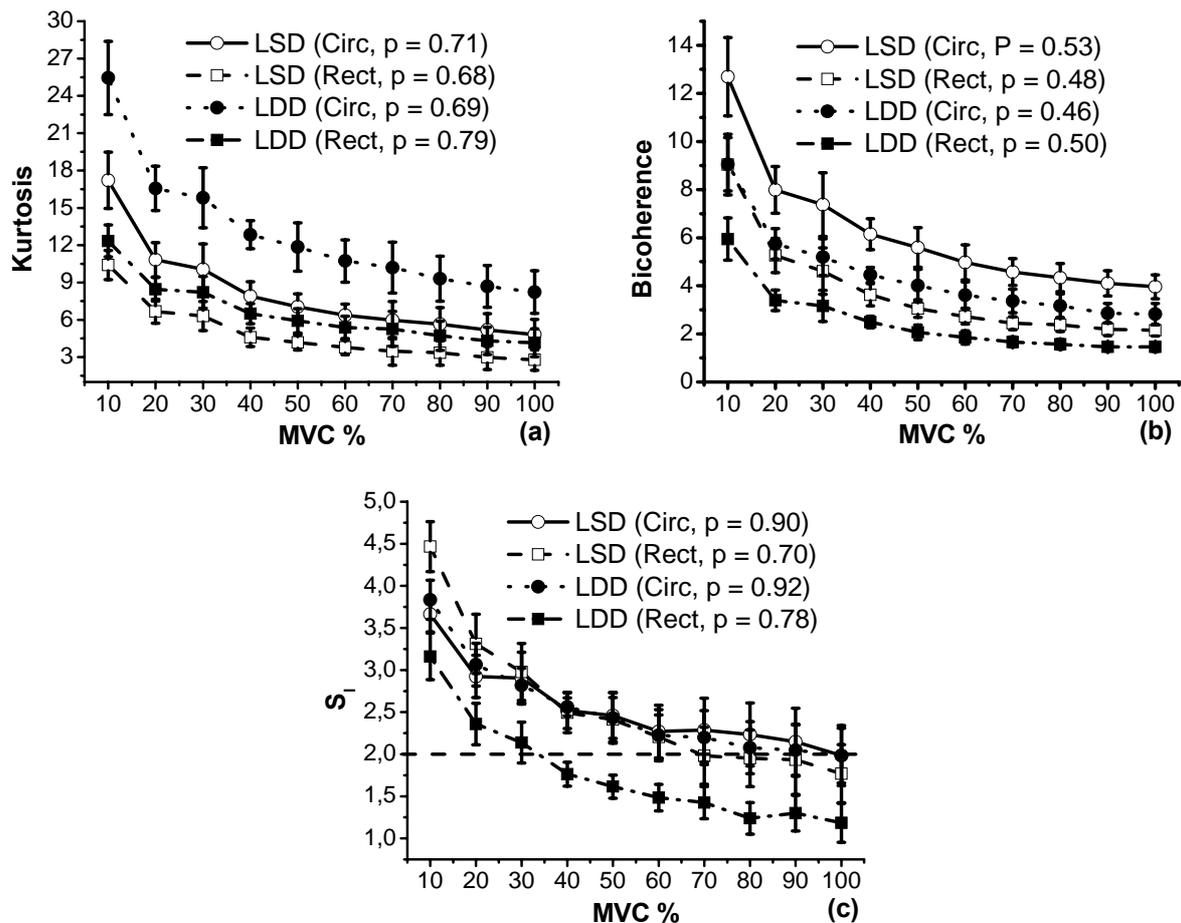


Fig. 5. 8. Effet de la forme des électrodes de détection sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) S_l (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux sEMG de surface. Le système NDD n'a pas été considéré parce que l'étude a été faite avec des électrodes de formes circulaires.

5.4.2.3. Effet de la distance inter-électrodes

On remarque en se basant les valeurs moyennes du Kurtosis (Fig. 5.9a) que :

- 1°) Les signaux sEMG détectés par le système LDD avec une $IED = 10\text{ mm}$ sont plus gaussiens que ceux détectés par le système LDD avec une $IED = 5\text{ mm}$.
- 2°) Les signaux sEMG détectés par le système LSD avec une $IED = 10\text{ mm}$ sont légèrement plus gaussiens que ceux détectés par le système LSD avec une $IED = 5\text{ mm}$.

Ces résultats signifient que pour un système de détection donné, le niveau de Gaussianité des signaux sEMG augmente avec l'augmentation de la IED. En outre, le système LSD avec une $IED = 10\text{ mm}$ permet de détecter des signaux sEMG plus gaussiens.

L'analyse en bicoherence montre également que le niveau de Gaussianité des signaux sEMG détectés par le système LSD augmente avec l'augmentation de la IED. Les signaux sEMG détectés par le système LDD avec les deux valeurs de la IED sont les plus gaussiens (Fig. 5.9b).

La figure 5.9c montre que les signaux sEMG détectés par le système LDD avec une $IED = 10\text{ mm}$ ne sont pas linéaires que pour $MVC = 10\%$. Dans le cas du système LSD et une $IED = 10\text{ mm}$, les signaux sEMG détectés deviennent linéaires à partir de $MVC = 70\%$. Les résultats de l'analyse de variance à sens unique (ANOVA1) montrent que les valeurs moyennes du Kurtosis (Fig. 5.9a), de la bicoherence (Fig. 5.9b) et du test S_l (Fig. 5.9c) des trois groupes ne sont pas significativement différents ($p > 0.05$).

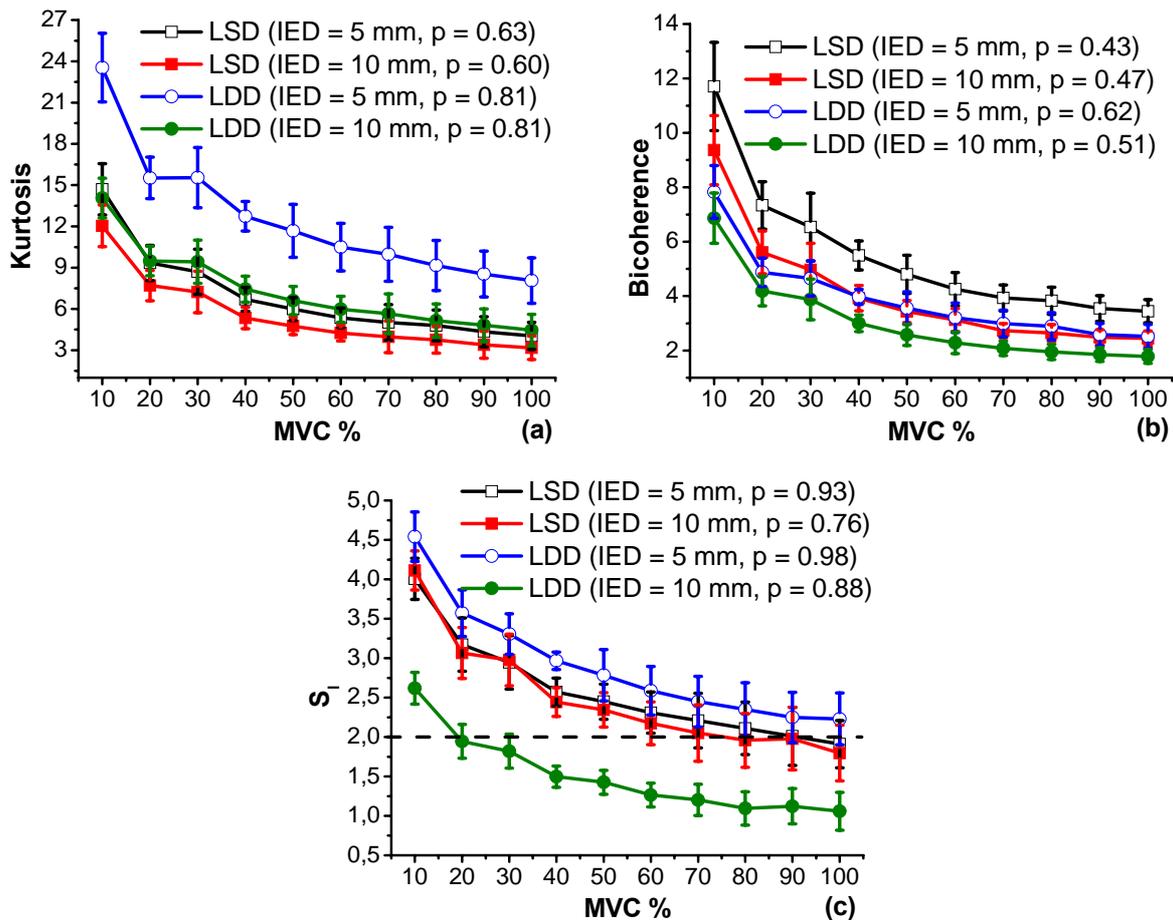


Fig. 5. 9. Effet de la IED sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) S_l (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux sEMG. Le système NDD est n'a été pas considéré parce que les valeurs de la IED des systèmes LSD et LDD (5 et 10 mm) ne sont pas les mêmes que celles données dans le système NDD (5 et 8 mm).

5.4.2.4. Effet du seuil de recrutement (RR) des UMs

Pour chaque système de détection étudié, les figures 5.10a et 5.10b montrent que les valeurs moyennes des Kurtosis (Fig. 5.10a) et bicoherence (Fig. 5.10b) sont plus grandes avec un seuil de recrutement de 70% et plus petits avec un seuil de recrutement de 30%. Par conséquent, les signaux sEMG sont plus gaussiens à des seuils étroits de recrutement des UMs et moins gaussiens à des seuils larges de recrutement des UMs. Pour des grands niveaux MVC, les degrés de non-Gaussianité des signaux sEMG sont similaires avec les deux seuils de recrutements d'UMs.

Pour chaque système de détection, la figure 5.10c montre que les valeurs moyennes du test S_I sont plus petites avec un seuil de recrutement de 30% qu'avec un seuil de recrutement de 70% pour la majorité des niveaux MVC. Pour les deux seuils de recrutement d'UMs, les signaux sEMG détectés par le système LDD deviennent linéaires à partir de MVC = 50%, tandis que les signaux sEMG détectés par le système NDD ne sont pas linéaires pour n'importe quel niveau MVC. L'analyse de variance à sens unique (ANOVA1) montre que les résultats du Kurtosis (Fig. 5.10a), de la bicoherence (Fig. 5.10b) et du test S_I (Fig. 5.10c) des trois groupes ne sont pas significativement différents ($P > 0.05$).

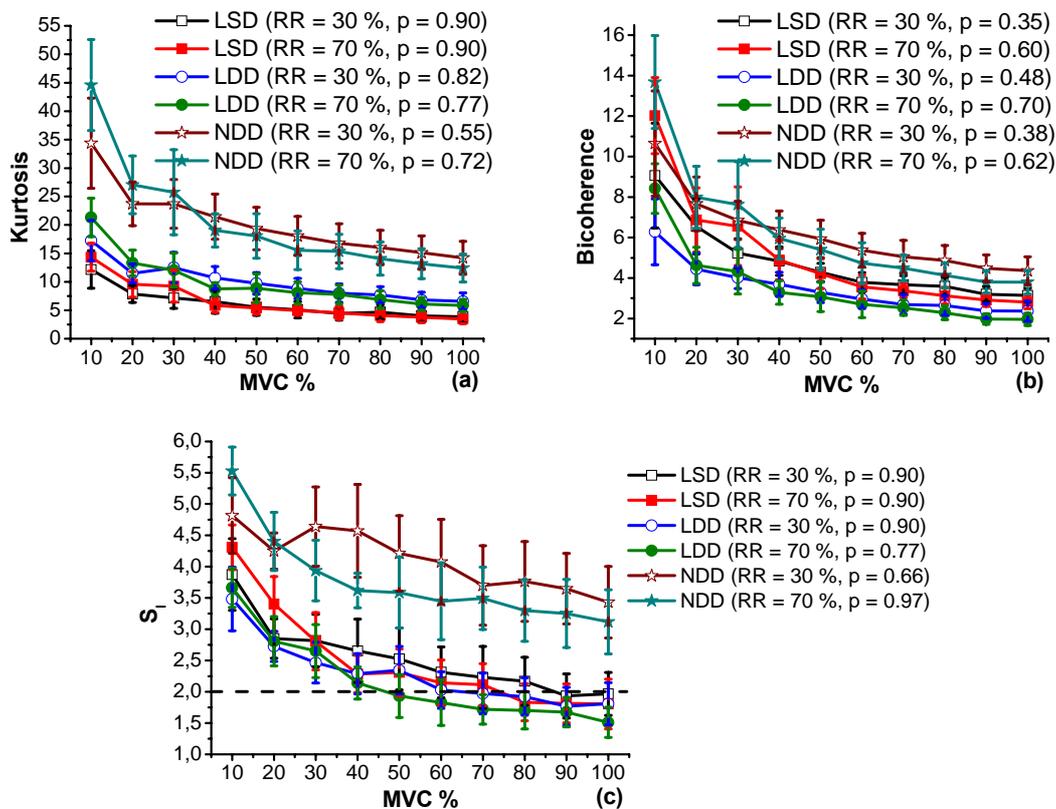


Fig. 5. 10. Effet du seuil de recrutement des unités motrices (RR) sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) S_I (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux EMG de surface.

5.4.2.5. Effet de la stratégie des fréquences de décharges des UMs

Pour un système de détection donné, les figures 5.11a-5.11b montrent que les valeurs moyennes du Kurtosis (Fig. 5.11a) et bicoherence (Fig. 5.11b) des signaux sEMG simulés avec la stratégie de fréquence de décharge de pelure d'oignon (FR1) sont plus grandes que celles des signaux sEMG simulés avec la stratégie de fréquence de décharge de pelure d'oignon inverse (FR2). Ce résultat implique que les signaux sEMG deviennent plus gaussiens avec la stratégie FR2 que la stratégie FR1.

Les valeurs moyennes du test S_l montrent que les signaux sEMG sont plus linéaires avec la stratégie de fréquence de décharge FR2 qu'avec à la stratégie FR1 (Fig. 5.11c).

Selon la variance à sens unique (ANOVA1), nous avons montré que les résultats du Kurtosis (Fig. 5.11a), de la bicoherence (Fig. 5.11b) et du test S_l (Fig. 5.11c) des trois groupes ne sont pas significativement différents ($P > 0.05$).

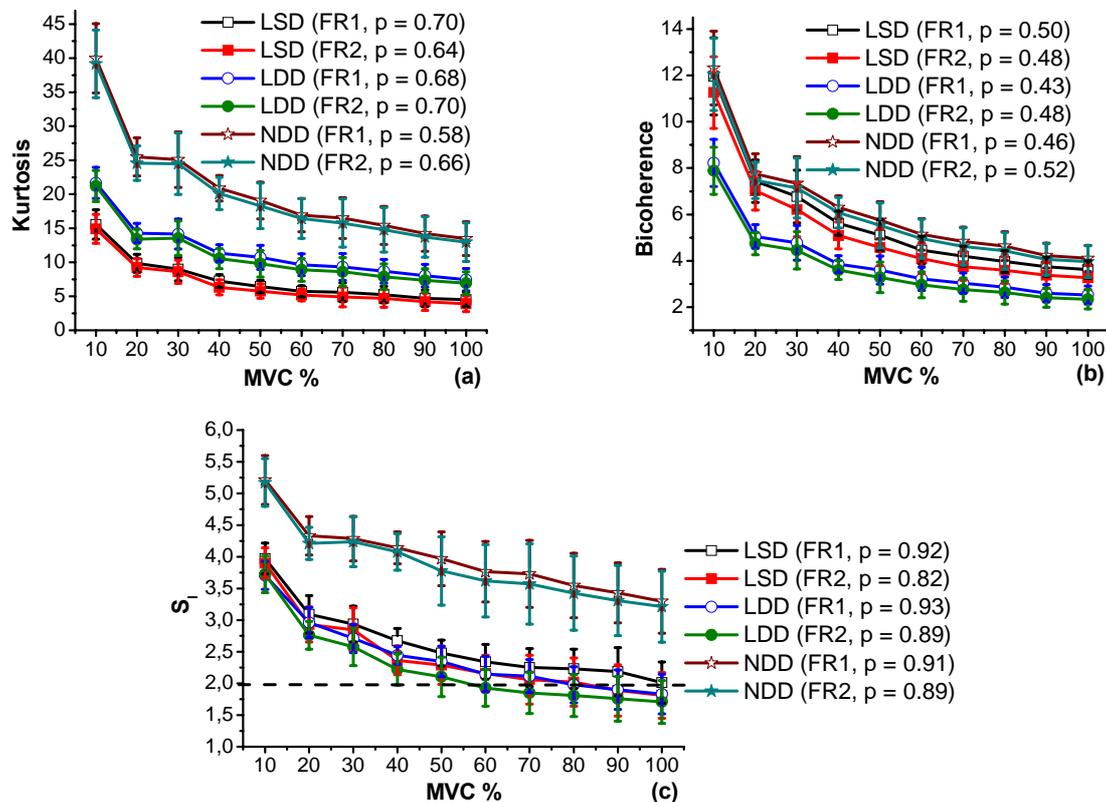


Fig. 5. 11. Effet de la stratégie de fréquence de décharge (FR) sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) S_l (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux EMG de surface.

5.4.2.6. Effet de la fréquence de décharge maximale (PFR)

Lorsque la PFR d'une unité motrice augmente, les valeurs moyennes du Kurtosis (Fig. 5.12a) et de la bicoherence (Fig. 5.12b) diminuent quelque soit le système de détection étudié. Donc avec l'augmentation de la PFR, les signaux sEMG deviennent plus gaussiens.

La figure 5.12c montre que le niveau de la linéarité des signaux EMG de surface simulés avec les trois valeurs de la PFR dépend du système de détection et du niveau d'MVC. Par exemple, les signaux sEMG détectés par le système NDD avec les trois valeurs de la PFR ne sont pas linéaires pour tous les niveaux MVC.

Nous acceptons l'hypothèse nulle H_0 qui indique que les valeurs moyennes du Kurtosis (Fig. 5.12a), de la bicoherence (Fig. 5.12b) et du test S_l (Fig. 5.12c) des trois groupes sont égales ($p > 0.05$).

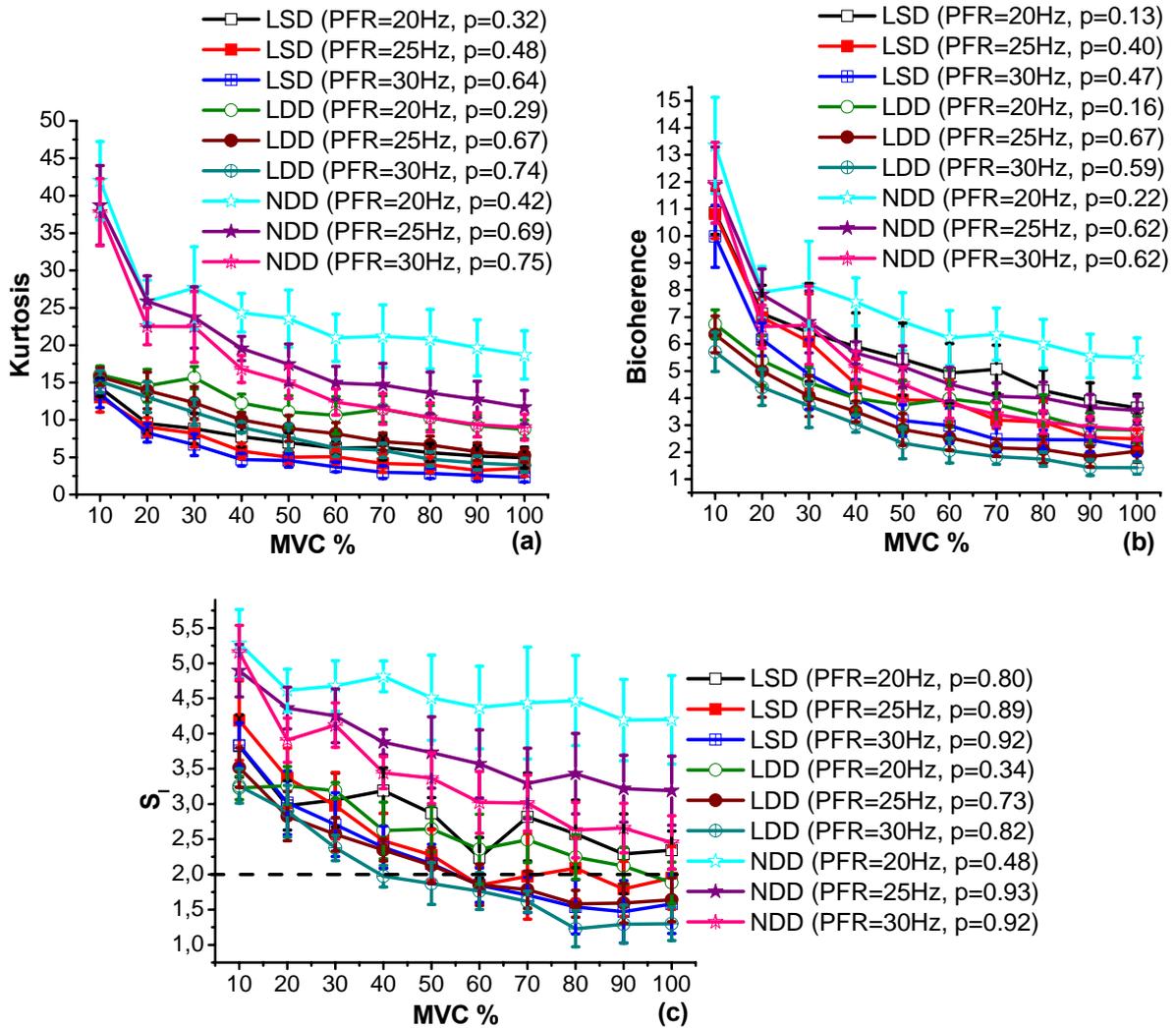


Fig. 5. 12. Effet de la valeur maximale de la fréquence de décharge (PFR) sur les valeurs de : (a) Kurtosis (valeur moyenne \pm erreur standard), (b) bicoherence (valeur moyenne \pm erreur standard) et (c) S_l (valeur moyenne \pm erreur standard) des signaux EMG de surface.

5.5. Conclusion

Les résultats de cette thèse montrent que les degrés de non-Gaussianité et non linéarité des signaux EMG de surface dépendent non seulement du nombre des unités motrices et les

stratégies de fréquences de décharges des unités motrices mais également du système de détection, la forme des électrodes, la distance inter-électrodes, l'intervalle des seuils de recrutement, la stratégie de fréquences de décharges et des fréquences de décharges maximales des unités motrices. En se basant sur les valeurs moyennes du Kurtosis, la conclusion principal de notre étude est que les signaux EMG de surface sont plus gaussiens et plus linéaires avec le système LSD, des électrodes de forme rectangulaire, de larges distances inter-électrodes, des seuils étroits de recrutement des unités motrices, une stratégie de pelure d'oignon (FR2) de recrutement des unités motrices et avec des grandes fréquences de décharge maximale. Les résultats de ce chapitre fait l'objet d'une publication [33].

Conclusion générale et perspectives

Vue l'importance de la modélisation du signal EMG de surface dans l'estimation des variables physiologiques, dans le choix du système de détection et pour une profonde compréhension des mécanismes physiologiques de la contraction musculaire, nous avons développé un modèle de simulation du signal EMG de surface. Ce modèle permet de prendre en compte l'influence de tous les paramètres physiologiques et non physiologiques du muscle sur la forme du signal EMG de surface simulé. Nous avons commencé le développement de ce modèle par la simulation du SFAP généré dans un volume conducteur cylindrique multicouche constitué par l'os, le muscle, la graisse et la peau (une partie des résultats du chapitre 2). Ensuite, avec la prise en considération des distributions aléatoires des fibres musculaires dans les unités motrices (distribution uniforme), des unités motrices dans le muscle (distribution uniforme), des diamètres des unités motrices (distribution Poisson), des longueurs des fibres musculaires (distribution Gaussien), des vitesses de conduction d'unités motrices (distribution Gaussien), des jonctions neuromusculaires dans les largeurs des plaques motrices (distribution Gaussien), des tendons dans les largeurs des limites tendineuses (distribution Gaussien), du recrutement des unités motrices, de la relation entre les fréquences de décharges des unités motrices et l'excitation et la force de chaque unité motrice, nous avons simulé les MUAPs, les trains de MUAPs et enfin le signal EMG d'interférence (résultats du chapitre 4).

Ultérieurement, nous avons exploité les résultats du modèle développé pour tester les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des signaux EMG de surface simulés en fonction du système de détection, de la forme des électrodes de détection, la distance inter-électrode, du seuil de recrutement des unités motrices, des stratégies de fréquences de décharges des unités motrices et des fréquences de décharges maximales des unités motrices. Ces niveaux de non-Gaussianité et non linéarité étaient évalués sur des segments stationnaires des signaux EMG de surface simulés. La stationnarité des signaux EMG de surface était évaluée en utilisant trois tests : le test d'excursions, le test d'arrangement inverse et le test d'arrangement inverse modifié.

En se basant sur les paramètres des statistiques d'ordre supérieurs (Le Kurtosis, la bicoherence et le test de linéarité S_l), nous avons montré que le signal EMG de surface est plus gaussien et plus linéaire avec le système de détection LSD, avec des électrodes de forme rectangulaire, avec des larges distances inter-électrodes, avec un seuil de recrutement étroit

des unités motrices, avec la stratégie de pelure d'oignon inverse (FR2) et avec des hautes fréquences de décharges maximales.

Puisque le modèle EMG que nous avons développé est basé sur plusieurs distributions aléatoires et pour montrer si les résultats de stationnarité, non-Gaussianité et non linéarité obtenus sont influencés par ces distributions ou non, nous avons appliqué l'analyse de variance à sens unique (ANOVA1) sur les moyennes de trois groupes (chaque groupe contient cinq exécutions différents pour le même signal) et nous avons montré que les résultats obtenus ne sont pas statistiquement différents ($p > 0.05$).

Perspectives

Dans notre contribution [33], nous avons évalué les effets de six paramètres sur les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des signaux EMG de surface stationnaires, cependant il existe plusieurs autres paramètres [2], [48] qui peuvent être influent sur les niveaux de non-Gaussianité et non linéarité des signaux EMG de surface. Donc, comme perspectives, les résultats d'évaluation des niveaux de non-Gaussianité et non linéarité peuvent être généralisés sur les paramètres qui n'ont pas étudiés dans cette thèse. De plus, les résultats du modèle EMG développé peuvent être utilisés dans le problème inverse (à partir des signaux sEMG modélisés, on peut estimer plusieurs variables physiologiques).

Références

- [1] Cao, H., 2010. Modélisation et évaluation expérimentale de la relation entre le signal EMG de surface et la force musculaire. Thèse de doctorat de l'université de Technologie de Compiègne. Français.
- [2] Farina, D., Cescon, C., Merletti, R., 2002. Influence of anatomical, physical, and detection-system parameters on surface EMG. *Biol. Cybern.* 86 (6), 445–456.
- [3] Mesin, L., 2008. Simulation of surface EMG signals for a multilayer volume conductor with a superficial bone or blood vessel. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 55, 1647–1657.
- [4] Rodriguez-Falces, J., Navallas, J., Malanda, Armando., 2012. EMG Modeling. Computational intelligence in electromyography analysis – A perspective on current applications and future challenges. Publisher: InTech, Chapters published.
- [5] Farina, D., Mesin, L., Martina, S., 2004. Advances in surface electromyographic signal simulation with analytical and numerical descriptions of the volume conductor. *Med. Biol. Eng. Comput.* 42, 467-476.
- [6] Gootzen, T.H.J.M., Theeuwen, M.M.H.J., Stegeman, D.F., 1989. The Calculated influence of a Metal Electrode Shaft in Needle EMG Recordings. *IEEE Eng. Med. & Biol.* 11th Annual. International Conference. Volume Conductor in Muscle & Nerve II. 986-987.
- [7] Dimitrov, G.V., Dimitrova, N.A., 1998. Precise and fast calculation of the motor unit potentials detected by a point and rectangular plate electrode. *Med. Eng. Phys.* 20, 374–381.
- [8] Merletti, R., Lo Conte, L., Avignone, E., Guglielminotti, Piero., 1999. Modeling of Surface Myoelectric Signals - Part I: Model Implementation. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 46, 810–820.
- [9] Farina, D., Rainoldi, A., 1999. Compensation of the Effect of Sub-cutaneous Tissue Layers on surface EMG: A Simulation Study. *Med. Eng. Phys.* 21,487-496.
- [10] Farina, D., Merletti, R., 2001b. A novel approach for precise simulation of the EMG signal detected by surface electrodes. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 48, 637–646.
- [11] Blok, J.H., Stegeman, D.F., Van O., 2002. Three-layer volume conductor model and software package for applications in surface electromyography. *Ann. Biomed. Eng.* 30, 566-577.

- [12] Farina, D., Mesin, L., Simone, M., Merletti, R., 2004. A surface EMG generation model with multilayer cylindrical description of the volume conductor. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 415–426.
- [13] Mesin, L., Farina, D., 2004. Simulation of surface EMG signals generated by muscle tissues with inhomogeneity due to fiber pinnation. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 1521–1529.
- [14] Mesin, L., Farina, D., 2005. A model for surface EMG generation in volume conductors with spherical inhomogeneities. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 52, 1984–1993.
- [15] Mesin, L., 2006. Simulation of surface EMG signals for a multilayer volume conductor with triangular model of the muscle tissue. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 53, 2177–2184.
- [16] Lowery, M.M., Stoykov, N.S., Taflove, A., Kuiken, T.A., 2002. A multiple-layer finite-element model of the surface EMG signal. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 49, 446–454.
- [17] Mesin, L., Joubert, M., Hanekom, Tania., Merletti, R., Farina, D., 2006. A Finite Element Model for Describing the Effect of Muscle Shortening on Surface EMG
- [18] Teklemariam A, Hodson-Tole EF, Reeves ND, Costen NP, Cooper G (2016) A Finite Element Model Approach to Determine the Influence of Electrode Design and Muscle Architecture on Myoelectric Signal Properties. *PLoS ONE* 11(2): e0148275. doi:10.1371/journal.pone.0148275.
- [19] Mesin, L., 2013. Volume conductor models in surface electromyography: Computational techniques. *Comput. Biol. Med.* 43, 942–952.
- [20] Fuglevand, A.J., Winter, D.A., Patla, A.E., 1993. Models of recruitment and rate coding organization in motor-unit pools. *J. Neurophysiol.* 70, 2470–2488.
- [21] McGill, K.C., 2004. Surface electromyogram signal modelling. *Med. Biol. Eng. Comput.* 42, 446–454.
- [22] Nikiyas, L., Mendel, J.M., 1993. Signal processing with higher order spectra. *IEEE Signal Process. Mag.* 10 (3), 10–37.
- [23] Chua, K.C., Chandran, V., Acharya, U.R., Min, C.L., 2010. Application of higher order statistics/spectra in biomedical signals - a review. *Med. Eng. Phys.* 32, 679–689.
- [24] Kaplanis, P.A., Pattichis, C.S., Hadjileontiadis, I.J., Panas, S.M., 2000. Bispectral analysis of surface EMG. In: *Proceedings of the 10th Mediterranean Electrochemical Conference*, vol. 2, pp. 770–773.
- [25] Kaplanis, P.A., Pattichis, C.S., Hadjileontiadis, L.J., Roberts, V.C., 2009. Surface EMG analysis on normal subjects based on isometric voluntary contraction. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 19, 157–171.

- [26] Naik, G., Kumar, D., Arjunan, S., 2011. Kurtosis and negentropy investigation of myoelectric signals during different MVCs. In: Proceedings of the BRC, Vitoria, Brazil.
- [27] Zhao, Y., LI, D.X., 2012. A simulation study on the relation between muscle motor unit numbers and the non-Gaussianity/non-linearity levels of surface electromyography. *Sci. China Life Sci.* 55, 958–967. <http://dx.doi.org/10.1007/s11427-012-4400-1>.
- [28] Nazarpour, K., Ali, A.T.H., Guido, B., Andrew, J., 2013. A note on the probability distribution function of the surface electromyogram signal. *Brain Res. Bull.* 90, 88–91.
- [29] Clancy, E.A., Hogan, N., 1999. Probability density of the surface electromyogram and its relation to amplitude detectors. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 46, 730–739.
- [30] Reucher, H., Rau, G., Silny, J., 1987. Spatial filtering of noninvasive multielectrode EMG: Part I- Introduction to measuring technique and applications. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 34, 98–105.
- [31] Disselhorst-Klug, C., Bahm, J., Remaekers, V., Trachterna, A., Rau, G., 2000. Noninvasive approach of motor unit recording during muscle contractions in humans. *Eur. J. Appl. Physiol.* 83, 144–150.
- [32] Farina, D., Cescon, C., 2001a. Concentric-ring electrode systems for noninvasive detection of single motor unit activity. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 48, 1326–1334.
- [33] Messaoudi, N., Bekka, R.E., Ravier, P., Harba, R., 2017. Assessment of the non-Gaussianity and non-linearity levels of simulated sEMG signals on stationary segments. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 32, 70–82.
- [34] Kipnis, N., 1987. Luigi galvani and the debate on animal electricity. *Annals of Science* 44, 107–142.
- [35] Clarys, J. P., 2000. Electromyography in sports and occupational settings: an update of its limits and possibilities. *Ergonomics* 43, 1750–1762.
- [36] Marion, Patrick., 2014. Proposition de combinaisons optimales de contractions volontaires maximales isométriques pour la normalisation de 12 muscles de l'épaule. Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures en vue de l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.) en kinésiologie. Département de kinésiologie. Faculté des arts et des sciences. Université de Montréal.
- [37] Merletti, R., Roy, S., Kupa, E., Roatta, S., Granata, A., 1999. Modeling of surface EMG signals. Part II: Model based interpretation of surface EMG signals. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 46, 821–829.

- [38] Mesin, L., Farina, D., 2006. An analytical model for surface EMG generation in volume conductors with smooth conductivity variations. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 53, 773–779.
- [39] Farina, D., Arendt-Nielsen, L., Merletti, R., Indino, B., Graven-Nielsen, T., 2003. Selectivity of spatial filters for surface EMG detection from the tibialis anterior muscle. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 50 (3), 354–364.
- [40] Östlund, N., Yu, J., Roeleveld, K., Karlsson, J.S., 2004. Adaptive spatial filtering of multichannel surface electromyogram signals. *Med. Biol. Eng. Comput.* 42, 825–831.
- [41] Dimitrov, G.V., Disselhorst-Klug, C., Dimitrova, N.A., Schulte, E., Rau, G., 2003. Simulation analysis of the ability of different types of multi-electrodes to increase selectivity of detection and to reduce cross-talk. *J. Electromyogr.Kinesiol.* 13, 125–138.
- [42] Rosenfalck, P., 1969. Intra and extracellular fields of active nerve and muscle fibres: a physico-mathematical analysis of different models. *Acta. Physiol. Scand.* 321, 1–49.
- [43] Bekka, R.E., Messaoudi, N., 2008. Analytical simulation of the surface SFAP signal by using 2D spatial filtering techniques. *Journées d'études Algéro-Française sur l'imagerie médicale (JETIM'2008)*.
- [44] Beck, T.W., Housh, T.J., Mielke, M., Cramer, J.T., Weir, J.P., Malek, M.H., Johnson, G.O., 2007. The influence of electrode placement over the innervation zone on electromyographic amplitude and mean power frequency versus isokinetic torque relationships. *J. Neurosci. Method.* 162, 72–83.
- [45] Beck, T.W., Housh, T.J., Cramer, J.T., Weir, J.P., 2008. The effects of electrode placement and innervation zone location on the electromyographic amplitude and mean power frequency versus isometric torque relationships for the vastus lateralis muscle. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 18, 317-328.
- [46] Beck, T.W., Housh, T.J., Cramer, J.T., Weir, J.P., 2009. The effects of inter-electrode distance over the innervation zone and normalization on the electromyographic amplitude and mean power frequency versus concentric, eccentric, and isometric torque relationships for the vastus lateralis muscle. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 19, 219-231.
- [47] De la Barrera, E.J., Milner, T.E., 1994. The effects of skinfold thickness on the selectivity of surface EMG. *Electroencephalogr. Clinic. Neurophysiol.* 93, 91-99.
- [48] Farina, D., Merletti, R., Enoka, R.M., 2004. The extraction of neural strategies from the surface EMG. *J. Appl. Physiol.* 96, 1486-1495.
- [49] Bekka, R.E., Messaoudi, N., Behih, M., 2007. Effects of the anatomical parameters and the description of current density source on the modeled SEMG signals generated in a

- three layer planar volume conductor. Cinquième conférence sur la génie électrique (CGE'05), EMP Bordj-El-Bahri, Alger.
- [50] Bekka, R.E., Messaoudi, N., Chikouche, D., 2007. Surface single fiber action potential generated in a multi-layer planar volume conductor as a function of the detection system parameters. First National Conference on Mechanics and Engineering Systems, Boumerdes (NCMES'07).
- [51] Bekka, R.E., Messaoudi, N., Behih, M., 2007. Effets des Paramètres Physiologiques sur le Signal SFAP de Surface Généré dans un Volume Conducteur Planaire Invariant dans L'espace. 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing CIP'2007.
- [52] Messaoudi, N., Bekka, R.E., 2009. Amplitude and Spectral Characteristics of Surface SFAP Signal Generated from the Limb Muscle in Relation to the Detection System Parameters. 3rd International Conference on Electrical Engineering (ICEE2009) Boumerdes, Algeria.
- [53] Messaoudi, N., Bekka, R.E., 2010. Estimation of the Effects of the Anatomical Parameters on the MUAP Signal by Kurtosis. ICEEA'10 University of Bejaia.
- [54] Messaoudi, N., Bekka, R.E., 2010. Use kurtosis for the Assessment of the Effects of the Detection System Parameters on the MUAP Signal. Second International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA'2010), Biskra, Algeria.
- [55] Messaoudi, N., Bekka, R.E., 2009. Influence of the Distance between the Fibres and the Detection Point on Surface SFAP Signal Generated From the Limb Muscle. International Conference on Systems and Processing Information (ICSPI'2009), Guelma, Algeria.
- [56] Farina, D., Merletti, R., 2000. Comparison of Algorithms for estimation of EMG variables during Voluntary isometric contractions. *J. Electromyo. Kinesiol.* 10, 337-349.
- [57] Zhi-Lin, Z., Zhang, Y., 2006. Extraction of a source signal whose kurtosis value lies in a specific range. *Neurocomput.* 69, 900–904.
- [58] Lowery, M. M., Stoykov, N. S., Dewald, J. P., Kuiken, T. A., 2004. Volume conduction in an anatomically based surface EMG model. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 2138–2147.
- [59] Messaoudi, N., Bekka, R.E., 2015. From single fiber action potential to surface electromyographic signal: A simulation study. *Bioinformat. Biomed. Eng.* 9043, 315-324.

- [60] Stashuk, D.W., 1993. Simulation of electromyographic signals. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 3, 157–173.
- [61] Keenan, K.G., Farina, D., Meyer, F.G., Merletti, R., Enoka, R.M., 2007. Sensitivity of the cross-correlation between simulated surface EMGs for two muscles to detect motor unit synchronization. *J. Appl. Physiol.* 102, 1193–1201.
- [62] Wang, W., Stefano, Ade, Allen, R., 2006. A simulation model of the surface EMG signal for analysis of muscle activity during the gait cycle. *Comput. Biol. Med.* 36, 601–618.
- [63] Enoka, R.M., 2006. Motor Unit. *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering.*
- [64] Keenan, K.G., Valero-Cuevas, F.J., 2007. Experimentally valid predictions of muscle force and EMG in models of motor-unit function are most sensitive to neural properties. *J. Neurophysiol.* 98, 1581–1590.
- [65] Zhou, P., Rymer, W.Z., 2004. Factors governing the form of relationship between muscle force and the EMG: a simulation study. *J. Neurophysiol.* 92, 2878-2886.
- [66] Hu, X., Rymer, W.Z., Suresh, N., 2014. Motor unit firing rate patterns during voluntary muscle force generation: a simulation study. *J. Neural. Eng.* 11, 1–9.
- [67] Bilodeau, M., Cincera, M., Arsenault, A., Gravel, D., 1997. Normality and stationarity of EMG signals of elbow flexor muscles during ramp and step isometric contractions. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 7, 87–96.
- [68] Messaoudi, N., Bekka, R.E., 2015. Simulated surface EMG signal as a function of physiological and non physiological parameters: Analyze and interpretation. 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE).
- [69] Phinyomark, A., Phukpattaranont, P., Limsakul, C., 2012. Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert. Syst. Appl.* 39, 7420-7431.
- [70] Ali, A. H., 2013, An investigation of electromyographic (EMG) control of dextrous hand prostheses for transradial amputees. Doctorate of philosophy, Plymouth University ,Angleterre.
- [71] Nazarpour, K., Barnard, A., Jackson, A., 2012. Flexible cortical control of task-specific muscle synergies. *Journal of Neuroscience* 32, 12349–12360.
- [72] Micera, S., Carpaneto, J., Raspopovic, S., 2010. Control of hand prostheses using peripheral information. *IEEE Reviews on Biomedical Engineering* 3, 48–68.
- [73] Bendat, J., Enochson, L.D., Piersol, H., 1971. Tests for Randomness, Stationary, Normality and Comparison of Spectra, *Random Data: Analysis and Measurement Procedures.* Wiley Interscience, New York.

- [74] Beck, T.W., Housh, T.J., Weir, J.P., Cramer, J.T., Vardaxis, V., Johnson, G.O., Coburn, J. W., Malek, M.H., Mielke, M., 2006. An examination of the runs test, reverse arrangements test, and modified reverse arrangements test for assessing surface EMG signal stationarity. *J. Neurosci. Methods* 156, 242–248.
- [75] Nazarpour, K., Sharafat, A.R., Firoozabadi, S.M.P., 2007. Application of higher order statistics to surface Electromyogram signal classification. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54, 1762–1769.
- [76] Nazarpour, K., Sharafat, A.R., Firoozabadi, S.M., 2005. Negentropy analysis of surface electromyogram signal. In: *Proc. IEEE SSP, 13th Statistical Signal Processing Workshop, Bordeaux, France*, pp. 974–977.
- [77] Reffad, A., Mebarkia, K., Vieira, T.M.M., Disselhorst-Klug, C., 2014. Effect of contraction force and knee joint angle on the spatial representation of soleus activity using high-density surface EMG. *Biomed. Tech.* 59 (5), 399–411.
- [78] De Luca, C.J., Hostage, E.C., 2010. Relationship between firing rate and recruitment threshold of motoneurons in voluntary isometric contractions. *J. Neurophysiol.* 104, 1034–1046.
- [79] Hu, X., Rymer, W.Z., Suresh, N.L., 2013. Motor unit pool organization examined via spike-triggered averaging of the surface electromyogram. *J. Neurophysiol.* 110, 1205–1220.

ملخص

في هذه الأطروحة، قبل القيام بنمذجة الإشارة الكهروضوئية السطحية المولدة في حجم ناقل غير متجانس أسطواني الشكل و متعدد الطبقات يتكون من طبقات العظم، العضلة، الشحم و الجلد، قمنا في البداية بنمذجة كمون الحركة لليف عضلي واحد. نمذجة هذا الأخير تركزت على التعريف الرياضي للحجم الناقل و جهاز الالتقاط وكذلك كثافة تيار المنبع. بعد ذلك قمنا بنمذجة كمون الحركة للوحدة المحركة و الذي هو مجموع كمونات الحركة للألياف العضلية المنتمية لنفس الوحدة المحركة. ثم بعد ذلك قمنا بنمذجة قطار كمون الحركة للوحدة المحركة و الذي هو نفسه كمون الحركة للوحدة المحركة معاد عدة مرات بشكل غير منتظم و ذلك حسب نبض التقريغ لكل و حدة محرقة. في النهاية الإشارة الكهروضوئية هي مجموع قطارات كمونات الحركة لكل الوحدات المحركة. بعد نمذجة الإشارات الكهروضوئية السطحية قمنا بتقييم مستوى عشوائيتها و خطيتها و ذلك باستعمال العوامل العشوائية من النوع العالي. بينت النتائج المتحصل عليها في هذه الأطروحة أن مستوى عشوائية و خطية الإشارات الكهروضوئية السطحية متعلقة أساسا بجهاز الالتقاط، شكل و أبعاد أقطاب الالتقاط، المسافة بين مراكز الأقطاب الالتقاط، عتبات توظيف الوحدات المحركة، استراتيجيه توظيف الوحدات المحركة و نبضات التقريغ القصوى للوحدات المحركة.

الكلمات المفتاحية: الإشارة الكهروضوئية، النمذجة، اللاتجانس، العشوائية، الخطية.

Abstract

In this thesis, before to model the surface electromyographic (sEMG) signal generated in a cylindrical non homogeneous multilayer volume conductor constituted by the bone, muscle, fat and skin layers, we firstly modeled the single fiber action potential (SFAP). The modeling of this last was based on the description of the volume conductor and the detection system models and the description of the current density source. Then, we modeled the motor unit action potential (MUAP) which is the sum of the SFAPs, after that we modeled the MUAP train which is the repetition of the MUAP with the firing rate of the motor unit (MU). Finally, the sEMG signal is the sum of the MUAP trains.

After the modeling of the sEMG signals, we evaluated their levels of non-Gaussianity and non linearity by using higher orders statistics (HOS) parameters. These parameters were the Kurtosis, the bicoherence and the linearity test. The results of this thesis show that the levels of non-Gaussianity and non linearity of sEMG signals is depended on the configuration and the shape of the detection electrodes, the inter-electrode distances (IEDs), the recruitment range thresholds (RR), the firing rate strategy (FR) of the MUs and the peak firing rates (PFRs) of MUs.

Key words: *Electromyography, Gaussianity, inhomogeneity, linearity, modeling.*

Résumé

Dans cette thèse, avant de modéliser le signal électromyographique de surface (sEMG) généré dans un volume conducteur cylindrique non homogène multicouche constitué par les couches de l'os, du muscle, de la graisse et de la peau, nous avons d'abord modélisé le potentiel d'action d'une fibre musculaire (SFAP). La modélisation de ce dernier est basée sur les descriptions des modèles de volume conducteur et du système de détection et sur la description de la densité de courant de la source. Ensuite, nous avons modélisé le potentiel d'action d'une unité motrice (MUAP) qui est la somme des SFAPs, ultérieurement nous avons modélisé le train du MUAP qui est la répétition du MUAP selon la fréquence de décharge de l'unité motrice (UM). En fin, le signal sEMG est la somme des trains de MUAPs.

Après la modélisation des signaux sEMG, nous avons évalué ses degrés de non Gaussianité et non linéarité en utilisant les paramètres de statistiques d'ordre supérieures (HOS). Les paramètres d'évaluation utilisés sont le coefficient d'aplatissement, la bicoherence et le test de linéarité.

Les résultats de cette thèse montrent que les degrés de non-Gaussianité et non linéarité des signaux sEMG dépendent de la configuration et la forme des électrodes de détection, de la distance inter-électrode (IED), l'intervalle des seuils de recrutement des UMs, la stratégie de fréquence de décharge des UMs et les fréquences de décharges maximales des UMs.

Mots clés : *Electromyographie, Gaussianité, inhomogénéité, linéarité, modélisation.*