

# Identification du Signal EMG de Surface par un Système de Multiples Réseaux de Neurones

Sofiane BOUDAOU, Raïs el hadi BEKKA

Institut d'Electronique

Université ferhat ABBAS de Sétif, Algérie

Boud\_sof@hotmail.com

**Résumé** - La morphologie du signal Electromyographique de Surface (SEMG) dépend de plusieurs caractéristiques anatomiques et physiologiques du muscle contracté. Ces caractéristiques ne sont pas mesurables directement. Par contre, une estimation de celles-ci est possible par l'identification de l'allure du signal SEMG et est utile à la compréhension de l'électrophysiologie musculaire. Cette tâche, utilisant un modèle de génération du signal SEMG, est effectuée en trouvant, par une succession d'essais et erreurs, la ou les combinaisons de paramètres du modèle correspondant le mieux au signal expérimental. Cette procédure est coûteuse en temps de calcul. Une nouvelle approche, utilisant un système de multiples réseaux de neurones (SMRN) est proposée dans cet article. Après l'acquisition, l'adaptation et la réduction de dimension du signal, une estimation automatique d'un jeu optimal de cinq caractéristiques musculaires est réalisée en utilisant quatre réseaux de neurones. Ce système fournit quatre solutions possibles. La ou les solutions retenues sont validées suivant un critère d'erreur. Le système est testé avec des signaux SEMG simulés et donne de bons résultats.

**Abstract** - *The Surface Electromyographic Signal (SEMG) morphology depends on many physiological and anatomical characteristics of the contracting muscle. This characteristics are not accessible directly to measurement. Thus, their estimation can be made by identification of SEMG signal features and is useful in muscle electrophysiology comprehension. This task called the inverse problem is performed using a SEMG signal generation model by finding, by trial and error, the set of model parameters that matches with experimental data. This procedure is time consuming. A new approach using a Multiple Neural Networks System (MNNS) is proposed in this article. After signal extraction, adaptation and dimensionality reduction, an automatic estimation of an optimal set of five muscle characteristics is performed using four feed forward networks. The system gives four model parameters sets. Possible set is validated according to an error criteria. The system is tested with several simulated SEMG signals to evaluate its performances and gives good results.*

## 1. Introduction

Le signal électromyographique de surface (SEMG) est la manifestation électrique de l'activation neuromusculaire associée à une contraction musculaire collectée à la surface du tissu musculaire par une ou plusieurs électrodes disposées sur la peau [1]. C'est un signal aléatoire complexe qui dépend des propriétés anatomiques et physiologiques du muscle contracté [1], [2]. Grâce à la nature non destructive de son acquisition, le signal SEMG est utilisé dans de nombreuses disciplines (l'analyse de la marche [3], la détection des pathologies neuromusculaires [3], le monitoring de la fatigue musculaire [3], [4], etc.). La modélisation du signal SEMG est utile dans la compréhension des mécanismes de sa génération et dans le regroupement de l'influence des propriétés musculaires sur son allure [3], [5], [6]. Ainsi, la caractérisation du tissu musculaire peut être appréhendée par l'identification de l'allure du signal SEMG en la comparant à celle d'un signal modélisé afin d'obtenir une ou plusieurs combinaisons de paramètres du modèle qui réduisent l'erreur selon un critère [5], [6]. Cette approche, dite classique [5], basée sur une succession d'essais et d'erreurs, est très coûteuse en temps de calcul dû à la multitude de combinaisons de paramètres possibles et l'effet compensatoire de ces paramètres entre eux. Les réseaux de neurones artificiels (RNA), de par leur puissance de traitement parallèle et de résolution des problèmes non linéaire, sont utilisés dans de nombreux champs d'applications (filtrage [7], identification [7], contrôle de processus [8], classification [9], etc.). L'approche présentée

dans cet article fournit, en un temps de calcul réduit, un jeu de quatre caractéristiques anatomiques et une physiologique du muscle contracté. Le système utilisé est composé de multiples réseaux de neurones (SMRN) entraînés sur des bases de connaissance composées de signaux SEMG modélisés représentatifs. Ce système fournit, en fonction du signal d'entrée, une ou plusieurs solutions qui peuvent être affinées par l'approche classique.

## 2. Processus de génération du signal SEMG

Un muscle squelettique est composé d'un ensemble de fibres musculaires activées par les motoneurones [1]. L'impulsion provenant du cordon spinal à travers un motoneurone stimule un groupe de plusieurs fibres musculaires générant, de ce fait, une contraction de celles-ci. Ces fibres forment une entité appelée unité motrice (UM) [1]. L'impulsion du motoneurone produit sur chaque fibre à travers la jonction neuromusculaire (JNM) une zone de dépolarisation se propageant à une vitesse de conduction (VC) vers les extrémités de la fibre [1], [2]. Cette dépolarisation produit un potentiel d'action de fibre (PAF) détectable à la surface de la peau [1]. L'allure de la réponse électrique à la décharge d'une UM est appelée potentiel d'action d'unité motrice (PAUM) [1], [3]. Il contient la somme pondérée des PAF de chaque fibre musculaire constituant l'unité motrice. La forme et la durée du PAUM dépend de plusieurs paramètres anatomiques, physiologiques et techniques (configuration des UM, nombre de fibres,

l'anisotropie du tissu musculaire, l'arrangement des électrodes, etc.) [1], [2], [4], [5], [6].  
Le signal SEMG est le produit des trains de PAUM résultants des décharges répétitives des UM actives [1], [2], [5].

### 3. Modélisation du signal SEMG

L'étude de la relation entre le signal SEMG et les propriétés anatomiques et physiologiques du tissu musculaire permet [5] :

- La compréhension des mécanismes de génération du signal SEMG.
- L'interprétation du signal SEMG.
- L'association des variables d'amplitude et fréquentielles du signal SEMG aux propriétés musculaires.

La modélisation du signal SEMG est appréhendée par la résolution d'une équation de Laplace [5], [10] résultant des déplacements d'une onde dépolarisante générée par un tripôle électrique dans un volume conducteur de dimensions finies simulant le muscle. Le tissu musculaire est modélisé par un demi-espace conducteur homogène et anisotrope limité par un plan (surface de la peau) d'étendue infinie.

Les conductivités électriques dans les trois directions de l'espace sont :  $\sigma_x = \sigma_y \neq \sigma_z$

Le potentiel généré par le tripôle électrique se déplaçant sur la fibre  $j$  sur la surface (plan  $x$ - $z$ ) est donné par [5] :

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

Où  $\sigma_x = \sigma_y = \sigma_r$ ,  $ka = \frac{\sigma_z}{\sigma_r}$  et chaque pôle de courant est

$$P_i(x_i, y_i, z_i).$$

Pour une fibre parallèle au plan de la peau,  $y_i = h$  est la profondeur de la fibre.

Les contributions  $\phi_{k,j}(x, z)$  de chaque fibre individuelle  $j$  de l'UM  $k$  sont ajoutées pour donner la contribution totale de l'UM à la distribution du potentiel de surface [5].

Le signal SEMG modelisé est la superposition des contributions de  $M$  unités motrices.

Une UM est modelisée par un groupe de  $N$  fibres parallèles, uniformément réparties à l'intérieur d'un cylindre de rayon  $R$  [5]. Les JNM des fibres individuelles sont uniformément distribuées à l'intérieur d'une zone de largeur  $W_j$  et de rayon  $R$  centrée sur le point de coordonnées  $(x_i, h, z_i)$  [5]. Les terminaisons tendineuses sont uniformément distribuées à l'intérieur d'une zone de largeur  $W_{TD}$  à droite et  $W_{TG}$  à gauche, respectivement centrées aux longueurs de fibre moyenne,  $L_D$  et  $L_G$  comme indiqué sur la figure 1.

Toutes les fibres musculaires d'une même UM ont la même VC. Les paramètres géométriques et la VC peuvent être définis séparément pour chaque UM. La figure 1 montre une unité motrice simulée, l'approximation du tripôle électrique ainsi que le système de détection. Les signaux SEMG simulés sont détectés par un système de quatre électrodes espacées

d'une distance  $e$ .  $Z_e$  est la coordonnée en  $z$  du centre du système par rapport au centre de  $W_j$ . Quatre signaux monopolaires sont détectés, trois signaux différentiels ainsi que deux signaux double différentiels (fig.1). Le modèle présenté est utilisé pour simuler les signaux différentiels de références constituant les bases de connaissances des réseaux de neurones.

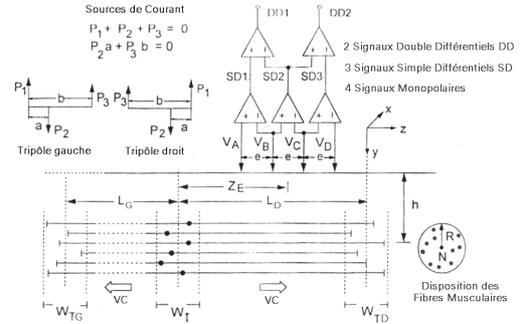


FIG. 1 : Modélisation du processus de génération du signal EMG de surface [5]

## 4. Identification du signal SEMG

### 4.1 Description du SMRN

Dans l'approche proposée, un système composé de plusieurs réseaux de neurones artificiels est utilisé. Ces réseaux sont entraînés sur des bases de connaissance, construites à l'aide du modèle de génération du signal SEMG décrit précédemment, pour reconnaître et classifier un composant élémentaire du signal SEMG, le potentiel d'action d'unité motrice (PAUM). Par conséquent, le système fournit une estimation d'un jeu de paramètres caractérisant le tissu musculaire qui sont :

- $R$  : le rayon de l'unité motrice génératrice du PAUM.
- $ka$  : le rapport d'anisotropie du tissu musculaire.
- $h$  : la profondeur de l'unité motrice.
- $W_j$  : la largeur de la JNM de l'unité motrice.
- $N$  : le nombre de fibres musculaires composant l'unité motrice.

Le système est composé de plusieurs modules, étant chacun spécialisé dans une tâche bien définie (fig. 2).

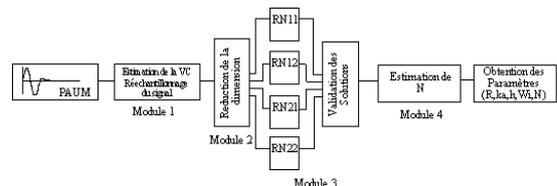


FIG. 2 : Schéma synoptique du SMRN

Le module 1 permet l'estimation de la VC du signal à identifier, par la méthode d'intercorrélation des signaux

différentiels doubles [4], et son rééchantillonnage. En effet, la variation de la VC a un effet de dilatation sur le signal. La base de connaissance étant construite à l'aide de signaux modélisés à une VC de référence de 4 m/s, il devient nécessaire d'adapter le signal à cette valeur pour ne pas biaiser l'identification. Le signal d'entrée est un signal différentiel de courte durée (PAUM) échantillonné à une fréquence de 2048Hz collecté par un réseau d'électrodes de surface à distance  $e = 10$  mm sur l'arrondi du muscle contracté.

Le deuxième module permet de réduire la dimension du signal à identifier à celle d'un vecteur composé de paramètres ayant un pouvoir discriminatif le plus important [10]. Ainsi, la taille des bases de connaissance est réduite et la procédure d'identification facilitée. Ces paramètres sont :

$f_{med}$  : la fréquence médiane du spectre du signal. Elle est utile de part sa sensibilité aux variations du couple  $(h, W_i)$ .

$rap_1$  : le rapport d'amplitude  $V_p/V_s$  entre le pic principal et le pic secondaire du PAUM. Il est sensible aux variations de  $ka$  et  $h$ .

$rap_2$  : le rapport temporel entre  $t_p/t_s$  (fig.3). Il est sensible aux variations de tous les paramètres.

$t_i$  : la durée d'un lobe principal du PAUM. Sensible, aussi aux variations de tous les paramètres.

$VC_e$  : la VC estimée par la méthode de recherche du creux spectral [4]. L'erreur d'estimation est sensible à  $h$ .

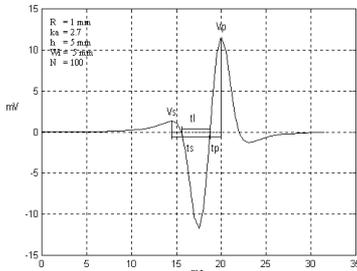


FIG. 3 : PAUM modélisé et ses paramètres discriminants

L'espace de variation des paramètres à identifier et leur interaction étant importants, il est donc nécessaire de fractionner cet espace en plusieurs sous-espaces pour pouvoir extraire la ou les solutions possibles. Ainsi, quatre sous-espaces ont été définis dans le module 3 :

$$SE_{11} : R=1 \text{ mm} \text{ et } 1 \leq ka \leq 5 ; \quad (4)$$

$$SE_{12} : R=1 \text{ mm} \text{ et } 6 \leq ka \leq 9 ;$$

$$SE_{21} : R=2 \text{ mm} \text{ et } 1 \leq ka \leq 5 ;$$

$$SE_{22} : R=2 \text{ mm} \text{ et } 6 \leq ka \leq 9$$

Le module 3 est composé de quatre RNA multi-couches (feedforward neural network) à configuration 5:12:3, entraîné chacun sur une moyenne de 500 époques par

l'algorithme de rétropropagation rapide [7], [8], [11] sur un ensemble de signaux de référence appartenant à chaque sous-espace.

Ces signaux sont moyennés sur 10 essais chacun pour diminuer leur variance. Pour générer ces signaux, les paramètres non-identifiés du modèle sont fixés à des valeurs de référence n'altérant pas l'allure du signal. Le paramètre  $Z_e$  est défini à une valeur qui diminue l'effet de la JNM et des terminaisons tendineuses sur la forme du signal. Ces valeurs sont :

$$VC = 4 \text{ m/s.}$$

$$e = 10 \text{ mm.}$$

$$N = 25 \text{ fibres.}$$

$R, h, W_i$  et  $ka$  : couvrant chaque sous espace.

$W_{TG}, W_{TD}, L_D, L_G$  et  $Z_e$  : n'altérant pas l'allure du PAUM.

L'apprentissage du système se fait en une seule fois avec des objectifs d'apprentissage bien définis pour permettre à la fois une bonne estimation et la généralisation à des cas nouveaux [7]. En mode d'estimation, le système fournit quatre solutions possibles. La ou les solutions retenues sont celle générant un signal simulé le plus proche possible du signal à identifier (erreur totale sur le vecteur discriminant la plus petite possible).

Le dernier module permet, en utilisant des signaux générés par les solutions retenues, d'estimer le nombre  $N$  de fibres musculaires composant l'unité motrice. Ces signaux sont générés pour plusieurs valeurs de  $N$  et comparés au signal à identifier. La valeur  $N$  retenue est celle réduisant l'erreur d'un critère (amplitude du pic principal). Les signaux générés sont moyennés sur 10 essais pour diminuer leur variance. Le module à une résolution égale à plus ou moins 10 fibres musculaires.

## 4.2 Evaluation des performances du SMRN

Afin de tester le système et évaluer ces performances, 4 signaux modélisés à VC différentes ont été générés pour chaque sous-espace. Les vitesses de conduction utilisées sont 3.8, 3.9, 4 et 4.1 m/s. Certains de ces signaux appartiennent aux bases de connaissance des réseaux, d'autres sont nouveaux pour tester le pouvoir de généralisation du système. Le test d'estimation de  $N$  est fait sur 4 signaux modélisés. Les tableaux 1 et 2 présentent les résultats trouvés.  $R, h$  et  $W_i$  sont donnés en mm.

Les trois paramètres (la largeur de la JNM  $W_i$ , la profondeur de l'unité motrice  $h$  et le ratio d'anisotropie  $ka$ ) sont estimés avec une précision moyenne de 2, 1 mm and 1 respectivement. La section de l'unité motrice  $R$  est déterminée par le sous-espace sélectionné avec un taux de réussite égal en moyenne à 75 %. La précision d'estimation du cinquième paramètre (le nombre  $N$  de fibres composant l'unité motrice) est sensible à l'estimation des quatre paramètres précédents et varie entre 3 et 100%. Nous pouvons observer, en tableau 1, l'effet compensatoire entre  $ka$  et  $h$ . Une augmentation de  $ka$  a un effet similaire sur l'allure du

PAUM qu'une diminution de  $h$ , et vice et versa, introduisant des solutions multiples. La même remarque peut être faite pour le rayon  $R$  de l'unité motrice rendant la tâche d'identification encore plus complexe. Les erreurs introduites sur l'estimation de la vitesse de conduction et l'adaptation du signal sont aussi les causes d'une identification erronée.

TAB.1 et TAB.2 : Les performances du SMRN

Tableau I

RN	R	ka	h	W	Re	kae	he	W <sub>e</sub>
11	1	2	3	7	1	2	5	4
	1	3	7	10	1	2	8	10
	1	1	7	5	2	1	6	6
	1	4	8	2	1	3	10	3
12	1	6	15	10	1	7	14	6
	1	9	10	5	1	8	11	4
	1	8	10	2	1	8	10	4
	1	6	13	5	2	8	12	2
21	2	2	5	7	2	2	4	7
	2	3	10	10	2	2	9	8
	2	1	7	5	1	2	6	5
	2	4	8	2	2	2	11	3
22	2	6	15	10	2	7	13	6
	2	9	5	5	2	9	5	9
	2	8	10	2	1	10	10	2
	2	6	13	5	2	7	13	6

Tableau II

R	ka	h	W	N	Re	kae	he	W <sub>e</sub>	N <sub>e</sub>
1	2	3	7	45	1	2	5	4	90
2	9	5	5	23	2	9	5	9	20
1	8	10	2	68	1	8	10	2	70
2	1	7	5	91	2	2	6	5	140

## 5. Conclusions

Une nouvelle méthode de caractérisation du tissu musculaire par l'analyse et l'identification du signal SEMG a été présentée. Cette identification se fait sur la base de connaissances a priori sur les paramètres modifiant l'allure du signal. Ces paramètres sont regroupés en un modèle récent de génération du signal SEMG. L'identification se fait en un temps réduit grâce à l'utilisation d'un système de multiples réseaux de neurones. Le système a été testé avec un ensemble de signaux modélisés et donne de bons résultats relativement à la complexité de la tâche d'identification. Afin d'améliorer les performances de ce système, il est possible d'enrichir les bases d'apprentissage pour élargir l'identification à des signaux provenant de plusieurs unités motrices et d'augmenter le nombre de réseaux utilisés pour d'autres valeurs de rayon  $R$ .

Il serait intéressant de tester le système avec des signaux expérimentaux issus d'un réseau d'électrodes afin d'évaluer sa précision et sa fiabilité.

En perspectives, le vecteur réduit du signal d'entrée devra contenir des paramètres plus discriminants et moins sensibles à l'interaction des variables du modèle afin d'augmenter les performances d'identification.

## Références

[1] C. De Luca, "Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. BME-26, N°6, June 1979, pp. 313-325.

[2] F.B.Stulen, C.J. De luca, "Frequency Parameters of the Myoelectric Signal as a Measure of Muscle Contraction Velocity", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. BME-28, N°2, July 1981, pp. 166-172.

[3] R. Merletti, P. Parker, "Electromyography.", *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronic Engineering*, (John G. Webster, Ed.) John Wiley Publisher, Vol. 6, pp.524-540, 1998.

[4] R. Merletti, M. Knaflitz, C.J. Deluca, "Electrically evoked myoelectric signals", *CRC Crit Rev Biomed Eng* 1992, 19 :293-340.

[5] R.Merletti, L.Lo Conte, E.Avignone, P.Guglielminotti, "Modeling of surface Myoelectric Signals – Part I : Model Implementation" *IEEE Trans. on Biomed. Eng.* Vol. 46, N°7, July 1999.

[6] R.Merletti, S.H. Roy, E.Kupa, S.Roatta, A.Granata, "Modeling of surface Myoelectric Signals – Part II : Model-Based Signal Interpretation" *IEEE Trans. on Biomed. Eng.* Vol. 46, N°7, July 1999.

[7] N.B Karayiannis, A.N. Venetsanopoulos, "ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS : Learning Algorithms, Performance Evaluation, and Applications" *Kluwers Academic publishers*, 1993.

[8] M.J. Willis, C. Di Massimo, G.A. Montague, M.T. Tam, A.J. Morris, "Artificial neural networks in process engineering" *IEEE Proceedings-D*, Vol. 138, N°3, May 1991.

[9] K.Englehart, B.Hudgins, P.A.Parker, M. Stevenson, "Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations", *Medical Eng. and Physics*, 21, 1999, 431-438.

[10] T.H.J.M. Gootzen, D.F. Stegeman, A. Van Oosterom, "Finite limb dimensions and finite muscle length in a model for generation of electromyographic signals" *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, Vol. 81, 1991.

[11] M.F.Kelly, P.A. Parker, R.N. Scott, "Myoelectric Signal Analysis Using Neural Networks" *IEEE Eng.in Medicine and Biology Magazine*, Vol. 9, N°1, March 1990.