



MODELISATION STATISTIQUE ET CLASSIFICATION AUTOMATIQUE
DE SIGNAUX PHYSIOLOGIQUES
METHODES ET PREMIERS RESULTATS

C. Doncarli* - M.F. Lucas* - P. Guihéneuc**

* Laboratoire d'Automatique de l'E.N.S.M. - U.A. C.N.R.S. 823 - 1 rue de la Noë - 44072 - Nantes Cedex France

** Laboratoire d'Explorations Fonctionnelles - Faculté de Médecine - 1 rue Gaston Veil - 44000 - France

RESUME

On s'intéresse à la classification automatique des signaux d'électromyographie de surface, dans le cadre d'une aide au diagnostic des maladies neuromusculaires. Après avoir présenté la modélisation statistique retenue, on montre sa capacité à décrire correctement les signaux, ainsi que les premiers résultats d'une analyse discriminante linéaire effectuée sur des électromyogrammes obtenus à partir d'une population constituée d'individus sains et d'individus atteints de neuropathies.

I - INTRODUCTION

L'utilisation d'un signal, traduisant une activité physiologique, dans le but d'un diagnostic, fait appel à un mécanisme de reconnaissance de formes mettant en jeu d'une part le signal observé, et d'autre part la connaissance et l'expérience du médecin. Vouloir développer un outil d'aide au diagnostic assisté par ordinateur nécessite donc la mise en œuvre des procédures automatiques capables de réaliser cette reconnaissance de formes. La première étape est donc une caractérisation du signal observé, qui sera ensuite comparée à des modèles typiques de telle ou telle maladie. L'aide au diagnostic consistera finalement à évaluer la probabilité que le signal observé appartienne à une classe de modèle typique ou à une autre.

Il est donc tout à fait évident que la phase de caractérisation du signal est extrêmement importante, et qu'elle doit être menée en vue de son utilisation future pour la reconnaissance de formes et non pas dans l'absolu.

Après s'être assuré de la validité de la caractérisation retenue, il faudra apprécier sa capacité à discriminer les diverses classes (avec un bon critère de séparabilité), de manière à assurer le succès de l'étape de reconnaissance de formes. Il faudra enfin effectuer un test de la méthode sur une population suffisamment importante, en prenant bien soin de considérer d'une part un tirage d'apprentissage, sur lequel les règles de décision automatique sont apprises grâce au diagnostic du médecin, et d'autre part un tirage de test, pour lequel le diagnostic n'est pas communiqué à la méthode, mais est utilisé a posteriori pour apprécier la qualité de l'aide à la décision. Naturellement les deux populations évoquées ci-dessus doivent être distinctes.

On présentera (§ II) les idées générales retenues pour la caractérisation du signal d'électromyographie (EMG) de surface à effort maximal, ainsi que les raisons qui nous ont conduits à adopter une telle procédure, dans l'optique de la détection des neuropathies. On s'intéressera ensuite au détail de la méthode de caractérisation (§ II) et on montrera la validation du modèle retenu, en mettant en évidence l'influence des effets de la fatigue sur le tracé EMG. On étudiera enfin la capacité de la caractérisation effectuée à discriminer les muscles atteints de neuropathie en présentant les algorithmes de reconnaissance de formes utilisés sur une population d'apprentissage et une population test (§ IV) en situation d'examen hospitalier. Une large part sera réservée à la discussion des résultats obtenus, (§ V) et aux extensions possibles de ce travail.

II - CARACTERISATION DU SIGNAL EMG DE SURFACE

On s'intéresse à un signal obtenu à un niveau d'effort maximal, pendant une contraction faisant apparaître un phénomène de fatigue. Le signal, fortement interférentiel, ne permet pas la mise en évidence des diverses ondes qui le constituent et la caractérisation ne peut porter que sur des critères globaux. Une première famille de critères globaux sont de type "visuel" et font appel à l'enveloppe du signal redressé (IEMG), l'amplitude moyenne pic à pic, ou encore la valeur RMS. [Coggshall 70, Hagberg 81, Hayward 77, De Luca 75, Bigland-Ritchie 84]. Toujours parmi les critères "visuels" on peut classer l'étude des passages à zéro, ou des changements de pente [Fusfeld 71, Willison 64, Fulgsang-Frederiksen 75 et 81].

Une autre caractérisation des signaux EMG interférentiels est donnée par l'approche classique spectrale, consistant à calculer la transformée de Fourier de l'échantillon du signal et en déduire certaines propriétés caractéristiques. (fréquence médiane, fréquence moyenne, puissances par bandes, etc...). De très nombreux travaux ont été consacrés à cette approche. On citera par exemple [Linström 83, Hagberg 82, Lago 77, Stulen 81].

SUMMARY

This paper concerns an automatic classification of surface electromyographic signals for a computer aided diagnosis procedure of neuromuscular diseases. The statistical model of the signal is presented and its ability to correctly describe the signals is shown. Finally the first results of a linear discriminant analysis concerning a population of normal and neuropathic cases are discussed.

Cette caractérisation spectrale, bien que beaucoup plus fiable que la caractérisation "visuelle", n'en demeure pas moins descriptive de l'échantillon traité, sans référence à un quelconque modèle statistique, générique de la classe des signaux envisagés. On constate d'ailleurs que l'analyse spectrale ne permet pas de détecter correctement les neuropathies. C'est pourquoi on est conduit à considérer une caractérisation du signal basée sur la notion de modèle mathématique générique, (c'est-à-dire sur des équations dynamiques susceptibles de décrire l'évolution du signal EMG et sa transformation due à la fatigue). Deux approches sont alors possibles : La construction d'un modèle basée sur la connaissance des processus physico-chimiques de l'activité myoélectrique, incluant des paramètres anatomiques et physiologiques [Linström 73]. Il est évident que les équations ainsi trouvées sont extrêmement complexes, mettant en jeu un grand nombre de paramètres qui, bien qu'ayant une signification physiologique directe, se prêtent assez mal à une phase de reconnaissance de formes.

La deuxième approche consiste à rechercher un modèle de comportement global, c'est-à-dire une équation dynamique dont les paramètres n'ont pas de signification physiologique, mais dont le comportement présente les mêmes propriétés statistiques que le signal observé. Cette modélisation n'aura d'intérêt que dans la mesure où d'une part, elle décrit correctement l'ensemble des signaux étudiés, et d'autre part elle permettra de discriminer les classes de neuropathies.

Avant de présenter le détail de cette dernière approche, on remarquera que les propriétés spectrales qui pourraient être déduites du modèle se distinguent de celles calculées directement (par analyse de Fourier) par le fait que l'on impose une contrainte de structure sur le spectre, ce qui le rend beaucoup moins sensible à l'échantillon traité, et donc beaucoup plus fiable.

Toutefois il serait souhaitable de ne pas avoir à remonter du modèle mathématique vers les propriétés spectrales, et de discriminer les signaux directement sur les coefficients du modèle.

Le signal EMG de surface à force maximale volontaire est extrêmement complexe. Il est constitué d'un grand nombre d'ondes (de configurations différentes, d'instant de déclenchement aléatoires) pouvant être considérées comme des événements conditionnellement indépendants. La loi des grands nombres permet donc de faire l'hypothèse que le signal est gaussien. Par ailleurs, la recherche d'un modèle mathématique simple conduit à considérer [Hogan 89, Stulen 81] que le spectre peut être décrit par une fraction rationnelle des puissances paires de la fréquence (contrainte structurelle sur le spectre de puissance). En supposant enfin que le signal est lentement non stationnaire, on peut conclure des considérations précédentes qu'un modèle Gaussien-Markovien à coefficients lentement variables présente une structure susceptible de représenter correctement le signal.

On a donc un dernier choix à effectuer (pour fixer la structure) consistant à retenir un modèle auto-régressif (AR) ou auto-régressif à moyenne mouvante (ARMA). Les modèles auto-régressifs présentent l'avantage d'être identifiables par des procédures linéaires (rapidité d'exécution) mais les tests d'ordre effectués [Coatrieux 83, Inbar 84] montrent qu'il faut utiliser des modèles d'ordre généralement élevé pour décrire correctement le signal, en vue d'une classification ultérieure.

Dans l'objectif d'une classification des signaux, le faible nombre de paramètres descriptifs a une grande importance. En effet, les critères de séparation des classes sont obtenus, au sein d'une population d'apprentissage, sur la base d'estimations des caractéristiques statistiques de cette population. Le nombre de ces estimations (et donc des erreurs associées) augmente rapidement lorsque le nombre de variables de classification s'accroît. Ceci s'accompagne généralement d'une détérioration de la qualité du critère au sens de son pouvoir discriminant à l'égard d'une population différente de la population d'apprentissage. Il est donc intéressant de rechercher dès le départ une caractérisation du signal au



moyen d'un nombre réduit de paramètres pertinents, et particulièrement quand on envisage une étude dynamique du signal. C'est dans cette optique que l'on a retenu un modèle ARMA.

Outre l'hypothèse Gaussienne-Markovienne, aucune autre contrainte n'est imposée, et on montrera qu'un modèle ARMA d'ordre 2 (5 paramètres) décrit correctement le comportement statistique du signal et permet une bonne reconnaissance des neuropathies.

III - IDENTIFICATION ET VALIDATION DU MODELE

III - 1 Identification

Le signal Gaussien-Markovien y_k , décrit par un modèle ARMA d'ordre n, vérifie l'équation suivante :

$$y_k = \Theta_k^T \Phi_k + e_k$$

avec:

$$\Theta_k^T = [a_k(1), \dots, a_k(n), c_k(1), \dots, c_k(n)] \text{ paramètres inconnus}$$

$$\Phi^T = [-y_{k-1}, \dots, -y_{k-n}, e_{k-1}, \dots, e_{k-n}]$$

e_k séquence blanche génératrice de variance inconnue r_k

Les paramètres non stationnaires Θ_k sont modélisés par

$$\Theta_{k+1} = \Theta_k + b_k$$

avec b_k séquence blanche de variance (très faible) q , indépendante de e_k .

Les paramètres Θ_k seront estimés par un algorithme d'identification récursive de type Kalman étendu, prenant en compte la non stationnarité des paramètres [Lucas 86].

III - 2 Validation du modèle

Les signaux considérés sont enregistrés, lors d'une contraction volontaire maximale, sur l'extenseur commun des orteils, à l'aide d'une électrode de surface bipolaire. La distance entre les électrodes est de 2cm, et le signal est échantillonné à 4 KHZ.

On présente deux exemples de signaux enregistrés sur un muscle sain (fig.1a) et sur un muscle atteint de troubles neuropathiques (fig.1b).

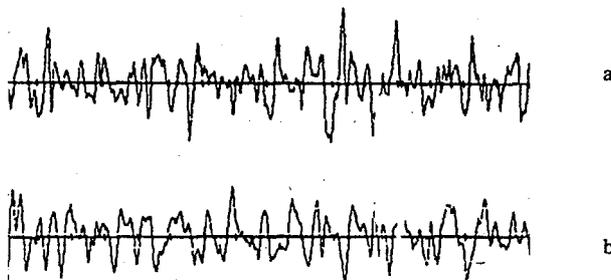


Figure 1. Signaux d'EMG de surface (a: sain - b: neuropathe)

Les résultats des tests de périodogramme cumulé et de blancheur de l'innovation montrent qu'un modèle ARMA du 2^o ordre est tout à fait apte à représenter aussi bien les signaux enregistrés sur un muscle sain que ceux obtenus sur un muscle neuropathe (on rappelle que le périodogramme cumulé doit être un segment de droite joignant les points 0,0 et 0,5,1, et que la fonction d'autocorrélation normalisée du résidu doit être nulle sauf au point 0,1). Les résultats obtenus sont tout à fait compatibles avec la dispersion standard autour de ces valeurs (fig. 2 et 3).

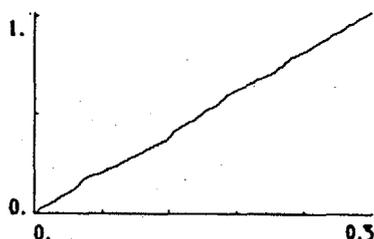


Figure 2. Périodogramme cumulé de la pseudo-innovation.

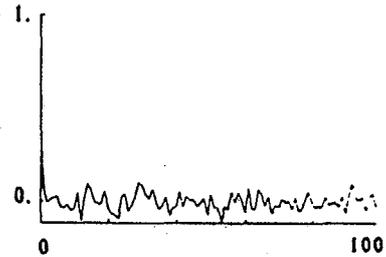


Figure 3. Autocorrélation de la pseudo-innovation.

III - 3 Suivi de l'évolution due à la fatigue

L'observation des trajectoires des 5 paramètres du modèle ARMA, identifié durant une contraction volontaire maximale de 20 secondes, montre qu'il y a une évolution globale du modèle du signal durant l'effort.

Un autre mode de représentation consiste à considérer, dans le plan complexe, les trajectoires des pôles et des zéros du modèle ARMA. La figure 4 montre les trajectoires des pôles pour un muscle sain (a) et neuropathe (b). L'examen de ces trajectoires (mieux appréciables visuellement que celles des coefficients) montre des caractéristiques communes aux muscles sains et neuropathes (par exemple la partie réelle des pôles se rapproche de 1 au cours de l'effort, ce qui correspond à un déplacement du spectre vers les basses fréquences). On observe aussi qu'au bout d'un temps variable suivant les individus sains ou neuropathes, la trajectoire des pôles conduit à une zone d'accumulation où le modèle n'évolue pratiquement plus. Ceci pourrait exprimer l'incapacité du muscle à continuer à s'adapter à l'effort demandé (apparition de la fatigue).

On observe enfin des différences très nettes entre les positions des trajectoires de muscles sains et celles de muscles neuropathes. Les résultats obtenus montrent donc la validité de la modélisation retenue, et aussi sa capacité à permettre une discrimination automatique des muscles sains et neuropathes. Il faut toutefois confirmer cette impression visuelle sur des individus caractéristiques de chaque classe par une analyse des données opérée sur une population assez nombreuse pour apprécier le pouvoir discriminant des paramètres du modèle ARMA, ainsi que l'efficacité des règles de décision qui en découlent.

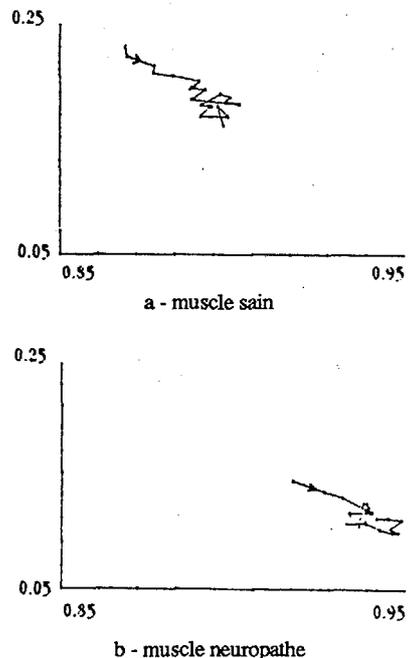


Figure 4. Trajectoire des pôles dans le plan complexe

IV - CLASSIFICATION DES SIGNAUX

Une cinquantaine de signaux ont été enregistrés selon le protocole défini précédemment. Chaque enregistrement est appelé "individu" et correspond soit à un muscle sain, soit à un muscle neuropathe (le diagnostic étant sans ambiguïté). Cinq enregistrements ont été éliminés, car considérés, visuellement, non modélisables; tous les autres ont été traités.

A l'issue de l'étape d'identification, chaque individu est décrit par les valeurs estimées, chaque seconde et durant 10 secondes, des 5 paramètres du modèle, c'est-à-dire par 10 occurrences de 5 variables. Il pourrait alors être caractérisé par 50 variables. Cependant, celles-ci ne sont pas toutes



équivalentes et la mise sous la forme d'un vecteur, pour chaque individu, de toutes ces données ferait disparaître l'aspect évolutif qu'elles présentent. Par ailleurs, la méthode d'analyse de données la plus adaptée à la résolution de notre problème, basée sur la connaissance a priori des classes (analyse discriminante) exige que le nombre de variables ne soit pas prohibitif par rapport au cardinal de la population étudiée. C'est pourquoi nous avons choisi de scinder le problème en deux parties :

- étude d'une caractérisation à un instant donné (ou d'une caractérisation moyenne) : chaque individu est alors décrit soit par la valeur prise par les paramètres du modèle sur une fenêtre d'observation de une seconde, soit par la valeur moyenne sur plusieurs fenêtres (jusqu'à 10) de chacun des paramètres.

- étude de l'évolution des paramètres : ce n'est plus la valeur moyenne des paramètres qui intervient, mais la forme de leur trajectoire.

On aborde ici la première partie de cette analyse et on montre qu'elle permet déjà une discrimination relativement importante des individus sains et neuropathes. Les conclusions issues de l'analyse de l'évolution des paramètres sont encore trop incertaines, et n'apportent pratiquement rien de plus dans l'immédiat.

Il s'agit donc d'étudier le pouvoir discriminant des paramètres du modèle (considérés en dehors de leur évolution) vis à vis des deux populations dont on dispose (sains et neuropathes). La connaissance a priori des deux classes conduit naturellement à utiliser l'analyse factorielle discriminante. Cependant, si cette méthode a pour but de rechercher, à partir des variables de départ, la combinaison susceptible de séparer au mieux les classes, elle peut conduire à une représentation des données relativement déformée par rapport à la représentation initiale. C'est pourquoi il est nécessaire de faire également une analyse en composantes principales, qui permet de visualiser le contenu le plus significatif (au sens de l'inertie retenue) d'un tableau de données.

La comparaison des résultats obtenus dans les deux cas permettra de déterminer si l'information utile à la discrimination correspond à l'information principale contenue dans les données de départ ou si elle est au contraire peu significative.

IV - 1 Présentation des populations étudiées

Individus

On dispose d'une population constituée de 45 individus (enregistrements) répartis en 20 neuropathes et 25 sains. Pour les besoins de l'analyse discriminante cette population doit être scindée en deux échantillons disjoints, un échantillon d'apprentissage et un échantillon test. La répartition des individus dans les deux échantillons est faite au hasard. Le choix du nombre d'individus dans chacun d'eux doit concilier à la fois une population d'apprentissage suffisante pour élaborer une fonction discriminante et une population test assez importante pour être significative. La mise en oeuvre de l'A.C.P. ne nécessite pas en revanche de disposer d'un échantillon test. Nous considérerons donc les populations suivantes :

- une population d'apprentissage comprenant 8 neuropathes et 8 sains.
- une population test constituée de 12 neuropathes et 17 sains et sur laquelle on applique les règles élaborées à partir de la population précédente.

Variables

Les individus sont décrits par au plus 5 variables qui sont, pour les quatre premières :

- soit les coefficients des polynômes du modèle : a_1, a_2 pour le dénominateur, c_1, c_2 pour le numérateur;

- soit les pôles (racines du dénominateur) et les zéros (racines du numérateur). En réalité, les pôles et zéros étant complexes conjugués, on retient dans ce cas les parties réelles et imaginaires P_x et P_y pour les pôles, Z_x et Z_y pour les zéros. On a donc les relations :

$$P_x = a_1/2 \quad Z_x = c_1/2$$

$$P_y = \sqrt{-(a_1^2 + 4a_2)} \quad Z_y = \sqrt{-(c_1^2 + 4c_2)}$$

les résultats présentés ici correspondent à ce groupe de variables.

- la cinquième variable est constituée par la variance de la pseudo-innovation.

IV - 2 Résultats

- *Analyse discriminante sur les 5 variables (moyenne des fenêtres d'observation)* (fig. 5)

	apprentissage (16 individus)	test (29 individus)
Critère de variance bien classés	0,5 87,5%	0,38 82,7%

- *Analyse en composantes principale normée (population totale)* (Fig. 6)

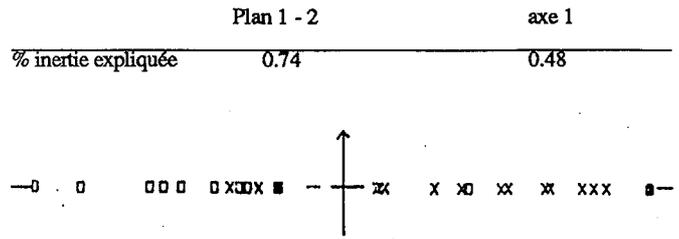


Figure 5. Projection des individus "test" sur l'axe discriminant

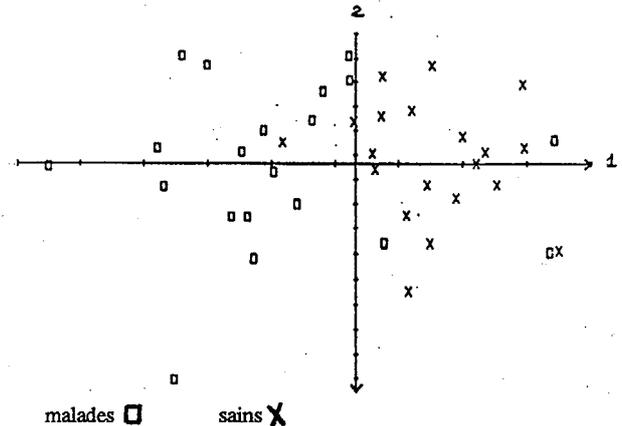


Figure 6. Projection de la population totale sur le premier plan ACP

Si les résultats de l'analyse discriminante doivent être interprétés avec prudence, en raison de la taille des échantillons dont on dispose, il apparaît néanmoins qu'il existe une information discriminante assez importante dans la mesure où l'axe discriminant élaboré sur une population d'apprentissage réduite (16 individus) conduit à un pourcentage de bien classés de 82.7 sur l'échantillon test.

Ceci est confirmé par les résultats de l'A.C.P. : sur le premier plan A.C.P., porteur de 74% de l'inertie du nuage de départ, on peut trouver facilement une frontière entre les deux classes, bien que la densité sur celle-ci soit très forte.

- *Etude des différentes fenêtres d'observation*

Il apparaît que l'information discriminante varie peu sur l'ensemble de la contraction, les individus mal classés pour les fenêtres ayant le plus fort pourcentage de bien classés étant inclus dans la population mal classée des autres fenêtres. De plus, les vecteurs de projection correspondant à chacune des dix fenêtres considérées sont souvent voisins, ce qui implique que la répartition de l'information discriminante sur les différents paramètres évolue peu.

Enfin on constate que les résultats obtenus sur chaque fenêtre sont très comparables à ceux fournis par une A.D. effectuée sur les moyennes des paramètres, ce qui est compréhensible, compte tenu des remarques précédentes.

V - DISCUSSION

Les résultats présentés proviennent du traitement de tous les signaux enregistrés, à l'exception de 5 signaux rejetés a priori car visiblement non modélisables par un A.R.M.A. (signaux non stationnaires et marqués par la présence de grands P.U.M. caractéristiques, revenant périodiquement - résidu non blanc à l'issue de l'identification). Ces 5 signaux correspondent à des muscles malades, et la simple observation de ces tracés de surface permet au praticien de conclure à l'existence d'une neuropathie (ce qui n'est pas le cas pour le reste des signaux enregistrés).

Parmi les 45 signaux traités, deux ont été enregistrés sur des malades de plus de 85 ans (le reste de la population étudiée étant constituée d'individus d'un âge inférieur à 75 ans). Ces enregistrements se retrouvent tous deux mal classés. Par ailleurs, deux autres enregistrements ont été caractérisés par le praticien comme n'étant "probablement pas effectués à contraction maximale". Ils sont également mal classés. Il se trouve enfin que ces individus ont généralement un indice de qualité de représentation très faible sur le premier axe factoriel des ACP, axe expliqué fortement par les variables les plus discriminantes.

Compte tenu de la particularité de ces 4 individus, une analyse discriminante a été effectuée sans les prendre en compte. Les résultats obtenus sont les suivants :



	apprentissage (14 individus)	test (27 individus)
Critère de variance bien classés	0,70 93%	0,70 96%

soit un mal classé dans chaque groupe.

Si on inverse les deux populations, on obtient:

	apprentissage (27 individus)	test (14 individus)
Critère de variance bien classés	0,70 96%	0,65 100%

soit un mal classé pour l'ensemble de la population.

La nette amélioration du pourcentage de bien classés s'accompagne d'une augmentation importante du critère de variance-interclasses/variance-totale.

La mise en évidence, par la méthode de traitement utilisée, des 4 cas particuliers observés, ne tient sans doute pas du hasard, et elle soulève en particulier le problème du protocole d'enregistrement choisi.

Ce protocole consiste à enregistrer le signal, pendant une durée déterminée, à force maximale volontaire, et ceci sans contrôler la force développée. Le choix de ce protocole est essentiellement motivé par trois raisons : le signal est d'autant mieux modélisable par un A.R.M.A. d'ordre faible que le niveau de contraction est important - la fatigue apparaît plus rapidement - l'expérimentation est simple dans le cadre d'un examen médical. Ce mode d'expérimentation présente cependant un inconvénient dans la mesure où l'on ne peut pas vérifier si l'individu fournit à chaque instant son effort maximum.

Pour pallier ce défaut, on peut envisager, outre l'installation d'un processus de contrôle de la force développée (ce qui alourdirait les conditions d'examen), une procédure de rejet des signaux non modélisables en cours de contraction ou présentant de trop fortes ruptures de comportement.

Il semble cependant intéressant, malgré les difficultés de mise en œuvre rencontrées, de conserver le principe d'une contraction maximale, permettant une modélisation A.R.M.A. (2,2) du signal, et conduisant, au niveau de la caractérisation statique, à des résultats satisfaisants.

Les pourcentages de bien classés obtenus dans ce cas (> 85% en considérant tous les individus, 95% en rejetant les cas douteux) sont en effet supérieurs à ceux généralement observés dans le traitement des signaux de muscles atteints de neuropathies. Il faut cependant émettre des réserves : d'une part ces résultats devront être vérifiés sur une population plus importante ; d'autre part, la comparaison objective de différentes méthodes et de différents modèles ne peut réellement se faire que sur une même population d'individus. Enfin, cette étude, limitée à la discrimination entre individus sains et individus neuropathes, doit être prolongée par l'observation plus fine (sur un plus grand nombre d'individus) des différentes catégories existant au sein de cette dernière classe.

CONCLUSION

L'objet de ce papier était de montrer la capacité d'un modèle statistique A.R.M.A. (comportant peu de paramètres) à décrire le signal d'E.M.G. enregistré au cours d'une contraction maximale volontaire, dans un but d'aide au diagnostic.

Dans un premier temps, différents ordres de modèles ont été étudiés, par des méthodes de test de blancheur et de test d'ordre. Un modèle A.R.M.A. (2,2) a été considéré apte à caractériser convenablement le signal et retenu pour une modélisation adaptative, permettant de suivre ses évolutions lentes au cours du temps.

Dans une seconde étape, nous avons étudié le pouvoir discriminant des paramètres du modèle vis à vis de deux classes de signaux connues a priori, et correspondant d'une part à des muscles sains, d'autre part à des muscles atteints de neuropathies. Cette étude a été réalisée en considérant uniquement les valeurs moyennes des paramètres.

L'analyse discriminante mise en œuvre sur une population constituée de 45 individus conduit à un pourcentage de bien classés supérieur à 85% en traitant de façon systématique les signaux enregistrés, et pouvant atteindre 95% en rejetant les enregistrements susceptibles de ne pas satisfaire au protocole défini. Ce résultat permet de considérer qu'un modèle A.R.M.A. (2,2) peut être intégré à une routine d'aide au diagnostic prenant également en compte d'autres types d'information sur le muscle.

La caractérisation de l'évolution des paramètres au cours du temps semble en revanche insuffisante à cette étape pour discriminer à elle seule de façon satisfaisante les individus considérés. Cette étude devra être poursuivie en considérant une population beaucoup plus importante que celle étudiée jusqu' alors.

REFERENCES

- Bigland-Ritchie, B. et Woods, J.J. 1984
Changes in Muscle Contractile Properties and Neural control During Human Muscular Fatigue.
Muscle and Nerve, vol. 7, 1984, pp 691-699.
- Coatrieux, J.L. 1983
Interference Electromyogram Processing. Part. 2: Experimental and Simulated E.M.G. A.R.-Modeling.
Electromyogr. Clin. Neurophysiol., vol 23, 1983, pp 481-490.
- Cogshall, J.C. et Bekey, G.A. 1970
E.M.G.-Force Dynamics in Human Skeletal Muscle.
Medical and Biol. Engineering and computing, vol. 8, 1970, pp 265-270.
- De Luca, C.J. et Van Dyk, E.J. 1975
Derivation of Some Parameters of Myoelectric Signals Recorded During Sustained Constant Force Isometric Contractions.
Biophysical Journal, vol. 15, 1975, pp 1167-1180.
- Fuglsang-Frederiksen, A. et Mansson A. 1975
Analysis of Electrical Activity of Normal Muscle in Man at Different Degrees of Voluntary Effort.
J. of Neurol. Neurosurg. and Psychiat., vol. 38, 1975, pp 683-694.
- Fuglsang-Frederiksen, A., Scheel, U. et Buchthal, F. 1976
Diagnostic Yield of Analysis of the Pattern of Electrical Activity and of Individual Motor Unit Potentials in Myopathy.
J. of Neurol. Neurosurg. and Psychiat., vol. 39, 1976, pp 742-750.
- Fusfeld, R.D. 1971
Analysis of the Electromyographic Signals by Measurement of Wave Duration.
Electroencephal. and Clin. Neurophysiol., vol. 30, 1971, pp 337-344.
- Hagberg, M. 1981
Muscular Endurance and Surface Electromyogram in Isometric and Dynamic Exercise.
J. Appl. physiol. : Respirat., Environ., Exercise Physiol., vol. 51(1), 1981, pp 1-7.
- Hayward M. 1977
Automatic Analysis of the Electromyogram in Healthy Subjects of Different Ages.
J. of the Neurological Sciences, vol. 33, 1977, pp 397-413.
- Hagberg, M. et Ericson, B.E. 1982
Myoelectric Power Spectrum Dependence on Muscular Contraction Level of Elbow Flexors.
Eur. J. Appl. Physiol., vol. 48, 1982, pp 147-156.
- Hogan, N. et Mann, R.W. 1980
Myoelectric Signal Processing: Optimal Estimation Applied to Electromyography.
I.E.E.E. Trans. Biomed. Eng., vol. 27, n° 7, Juill. 1980, pp 382-410.
- Inbar, G. F. et Noujaim, A. E. 1984
On Surface E.M.G. Spectral Characterization and Its Application to Diagnostic Classification.
I.E.E.E. Trans. Biomed. Eng., vol. 31, n° 9, Sept. 1984, pp 597-604.
- Lago, P. et Jones, N.B. 1977
Effect of Motor-Unit Firing Time Statistics on E.M.G. Spectra.
Medical and Biological Engineering and computing, vol. 15, 1977, pp 648-655.
- Lindström, L. 1973
A Model Describing the Power Spectrum of Myoelectric Signals. Part1: Single Fiber Signal.
Res. Lab. Med. Electr., Göteborg, Sweden, Tech. Rep. 5: 73, 1973.
- Lindström, L. et Petersén, I. 1983
Power Spectrum Analysis of E.M.G. Signals and Its Application.
Prog. Clin. Neurophysiology, vol. 10, Ed. J.E. Desmedt, 1983, pp 1-51.
- Lucas, M.F. 1986
Contribution à l'Etude du Signal d'Electromyographie de Surface. Modélisation, Identification, Classification.
Thèse de Docteur-Ingénieur, Nantes, 1986.
- Stulen, F.B. et De Luca, C.J. 1981
Frequency Parameters of the Myoelectric Signal as a Measure of Muscle Conduction Velocity.
I.E.E.E. Trans. Biomed. Eng., vol 28, n°7, Jul. 1981, pp 515-523.
- Willison, R.G. 1964
Analysis of Electrical Activity in Healthy and Distrophic Muscle in Man.
J. Neurol. Neurosurg. and Psychiat., vol. 27, 1964, pp 386-394.