

ANALYSE ET DECISION EN ELECTROMYOGRAPHIE

CARRAULT G., BELLANGER J.J.,
GARREAU M., COATRIEUX J.L.

LABORATOIRE TRAITEMENT DU SIGNAL - UNIVERSITE DE RENNES I - CAMPUS DE BEAULIEU
35042 RENNES CEDEX

RESUME

Une description de la chaîne diagnostique mise en oeuvre pour le traitement des informations neurologiques, en particulier le signal électromyographique (EMG), est proposée à travers une synthèse des derniers travaux réalisés. L'accent est mis sur l'intégration des méthodes de représentation, d'analyse statistique et de techniques d'interprétation. Ces dernières peuvent intervenir dans la modélisation et la conduite du processus global de résolution en s'appuyant sur des connaissances symboliques. Elles peuvent aussi faciliter les étapes bas niveau d'identification des signaux élémentaires et de leurs mélanges.

SUMMARY

A description of the diagnosis framework designed for neurological information processing, in particular the electromyographic signal (EMG), is reported through a synthetic review of the most recent works. Emphasis is given on integration of representation methods, statistical analysis and understanding techniques. Knowledge-based approaches can be used to model and to conduct the overall resolution process. They can also make easier the low-level steps for the recognition of elementary waveforms and all their possible superimpositions.

INTRODUCTION

La variabilité spatio-temporelle, liée aux conditions d'observation et à un ensemble de facteurs difficiles à maîtriser, justifie en électromyographie l'élaboration de protocoles expérimentaux rigoureux et leur interprétation dans un contexte informationnel au sens large. Ces éléments sont examinés dans le premier paragraphe. Le signal est ensuite défini avec le souci d'en préciser les cas extrêmes. Le troisième paragraphe est consacré aux approches méthodologiques décrites dans la littérature, la trame de fond étant guidée par nos propres travaux. Cette synthèse dessine les contours d'une chaîne d'interprétation possible tout en soulignant les limites et les difficultés inhérentes à sa mise en oeuvre.

I - OBJECTIFS ET POSITION DU PROBLEME

Les études consacrées au signal EMG peuvent avoir différentes finalités : études fondamentales pour une meilleure compréhension des mécanismes physiopathologiques, des processus de fatigue ; analyse des synergies musculaires dans l'accomplissement des mouvements ; génération de signal de commande dans un contexte de handicap. Nous nous focalisons ici sur la question du diagnostic des pathologies neuromusculaires, éventuellement étendu, dans un objectif plus ambitieux, à la quantification du degré d'atteinte, au suivi et à la prédiction d'évolution. Dans ce cadre décisionnel, de nombreuses données sont à considérer : les signaux EMG, les tests électrophysiologiques (vitesses de conduction nerveuse par exemple), les symptômes (signes de troubles moteurs ou sensitifs, l'historique du patient). Ces dernières informations, comme d'ailleurs les connaissances anatomiques, méritent une attention particulière dans la mesure où elles conduisent et servent de support à la résolution du problème. Les points clés, partagés par de nombreux autres signaux physiologiques sont les suivants :

- les techniques d'observation : capteurs aiguille, électrodes à fibre unique [31], macro électrode [26] spécifiant des champs volumiques musculaires explorés de tailles différentes, ou des capteurs de surface pour des examens non invasifs avec les interfaces tissulaires qu'ils impliquent.

- les incertitudes sur les connaissances et les signaux : position relative capteurs-sources électriques, dépendance avec la force (et donc son contrôle

avec minimisation de l'influence d'autres muscles), les expressions plus spécifiques de pathologies pour certains groupes musculaires.

- les bases de données représentatives à constituer, clairement identifiées en terme de pathologies, de protocoles expérimentaux et des nombreux paramètres influençant les mécanismes étudiés (les traitements médicamenteux par exemple).

- les contraintes liées aux examens neurophysiologiques : souplesse d'utilisation, robustesse des algorithmes dans les situations les plus difficiles (non stationnarités, mélanges de processus), temps d'analyse, apport en terme de performances diagnostiques.

Ces éléments montrent la complexité de toute analyse d'activités électriques spontanées ou à commande volontaire, l'insuffisance d'une approche ponctuelle du problème (test d'algorithmes) et la nécessité d'une collaboration médicale long terme (spécification, expérimentation, validation).

II - DEFINITION DU SIGNAL

Le signal électromyographique produit lors d'une contraction musculaire volontaire est constitué de potentiels issus d'un nombre fini d'unités motrices actives (U.M.). Le signal est défini, sur une tranche temporelle, comme un mélange additif de N composantes $h_j(t)$, chacune représentant l'activité d'une unité motrice j . Chaque composante est formée d'une suite de signaux élémentaires $h_{ji}(t-t_{ji})$, $i = 1 \dots N_j$, de durées finies qui débutent à des instants t_{ji} considérés comme issus d'un processus aléatoire de renouvellement. Cette suite est nommée "train des potentiels de l'unité motrice j " (train P.U.M. j). Les N processus de renouvellement attachés aux N U.M. sont supposés indépendants.

L'asynchronisme de ces N processus conduit à l'observation d'une sommation spatio-temporelle des PUM considérée comme une réalisation $x(t)$ d'un processus aléatoire $X(t)$ de la forme :

$$X(t) = \sum_{j \in J, i \in I(j)} h_{ji}(t-t_{ji}) + B(t) \quad (1)$$

avec $B(t)$, bruit de loi inconnue et où J correspond à l'ensemble des unités motrices actives, $I(j)$ à l'ensemble des occurrences temporelles de l'UM $n^\circ j$ soit :
 $\text{card}(J) = N$, $\text{card}(I(j)) = N_j$
 Quelque soit j , les PUM ont une durée L_{ji} inférieure



ou égale à L' . Les formes h_{ji} , les dates t_{ji} , les nombres N et N_j , les durées L_{ji} sont inconnus a priori.

L'équation (1) n'introduit pas de manière explicite les processus de génération et d'observation des signaux et donc les difficultés liées à la résolution du problème ; c'est-à-dire l'estimation du nombre de composantes, de leurs formes et de leurs occurrences :

- les potentiels élémentaires, h_{ji} , sont issus d'une commande d'origine centrale, atteignant les différentes fibres musculaires d'une même unité motrice avec une certaine distribution temporelle et se propagent par la suite le long de ces fibres (cf [6] pour une vue détaillée).

Les pathologies peuvent concerner l'ensemble des éléments concernés (conduits nerveux, jonctions nerf-fibres musculaires et les fibres musculaires elles-mêmes) et s'exprimer par des modifications importantes des formes h_{ji} et de leurs occurrences.

- les modifications lentes ou brutales des formes élémentaires (différentes "apparences" h_{ji} des PUM), l'apparition ou la disparition de composantes (N) sur la tranche d'observation produites par de faibles déplacements du capteur ou des variations de la force musculaire développée.

- les similitudes morphologiques entre potentiels émis par des unités motrices différentes ($h_{j_1 i} \approx h_{j_2 k}$ pour $j_1 \neq j_2$) ou encore l'absence de répétitivité des formes à l'intérieur d'une même composante ($h_{ji} \neq h_{jk}$) pour certaines pathologies. Dans ce cas, seules les distributions temporelles des occurrences (supposées différentes) sont capables de "conduire" le processus de résolution.

- la présence de "mélanges" c'est-à-dire la superposition à caractère additif sur le même intervalle temporel de plusieurs potentiels d'unités motrices différentes. Le taux de superposition (nombre relatif de mélanges sur la période d'observation) et la complexité des mélanges (nombre de potentiels élémentaires superposés) dépendent à la fois de la force de contraction et des pathologies éventuellement présentes.

Ces non stationnarités touchant l'ensemble des informations fondamentales recherchées dans le signal EMG ont mis en échec toutes les méthodes d'analyse. Cependant, leur niveau de performances (en terme de reconnaissance, d'identification des éléments d'un mélange, de précision de localisation temporelle) reste difficile à apprécier du fait de l'absence de bases de données de référence.

III - APPROCHES METHODOLOGIQUES

Selon les conditions d'observation des signaux, les objectifs poursuivis et les informations prises en compte, plusieurs cadres méthodologiques peuvent être définis. Leur complémentarité, dans une approche diagnostique des pathologies neuromusculaires, justifie de chercher à les intégrer.

III.1 - Décomposition du signal multi-unitaire

L'identification des composantes du signal EMG est possible pour un faible niveau de force de contraction. Elle met en jeu un certain type d'unités motrices, en faible nombre dans le cas normal (généralement de 4 à 6). L'équation (1) peut se réécrire, en négligeant $B(t)$:

$$X(t) = X_1(t) + X_2(t) \quad (2)$$

avec

$$X_1(t) = \sum_{m \in M} M_m(t - t_m) \quad (3)$$

et

$$X_2(t) = \sum_{\substack{j \in J' \\ i \in I'(j)}} h_{ji}(t - t_{ji}) \quad (4)$$

où :

- M correspond à l'ensemble des mélanges, M_m est un mélange de date d'apparition t_m .

- J' est l'ensemble de PUM élémentaires et $I'(j)$ leur ensemble d'occurrences ($I'(j) \subset I(j)$).

Les hypothèses simplificatrices les plus couramment admises sont les suivantes :

(H₁) $\forall j \in J, \forall i, k \in I(j); h_{ji}(t) \approx h_{jk}(t)$ est notée $h_j(t)$

(H₂) $\forall j, k \in J; h_j(t) \neq h_k(t)$

(H₃) il existe pour certain(s) indice(s) j un certain nombre de potentiels élémentaires isolés.

(H₄) il y a une probabilité pratiquement nulle pour qu'une forme h_j apparaisse plus d'une fois dans un mélange.

(H₅) les N processus aléatoires sont indépendants.

Nous avons vu précédemment que ces hypothèses pouvaient ne pas être vérifiées (en particulier H₁ et H₂). H₃, H₄, H₅ peuvent elles mêmes être en échec lorsque la force de contraction augmente ou en présence de pathologies.

La décomposition de $X(t)$ dans (2) s'organise en règle générale à travers les étapes suivantes :

- (1) recherche des supports temporels des formes (dates de début et fin), qu'elles appartiennent à X_1 ou X_2
- (2) préclassification des signaux de X_2 pour l'estimation du nombre de composantes (N), affectation partielle des h_{ji} aux composantes identifiées (classes) et construction d'une forme de référence (ou gabarit) pour chacune d'elles.
- (3) résolution des combinaisons de potentiels présents dans l'ensemble des mélanges M .

Les solutions proposées peuvent se limiter aux points (1) et (2) : la seule analyse des formes élémentaires fournit déjà une information substantielle. Elles s'appuient sur l'utilisation de paramètres de formes, de décompositions orthogonales [6,7,25], d'approximations linéaires par segments ou d'intercorrélations [29], ou encore de filtrage et de transformée en cosinus [24]. Les approches complètes du problème n'intègrent pas toujours le caractère quasi-périodique des potentiels d'unités motrices. Elles procèdent par soustraction itérative et analyse des résidus [17], par alternance de procédures de classification et d'estimation [9] permettant de suivre les évolutions lentes de formes. L'introduction de modèles temporels peut s'effectuer de manière simple par la recherche de complétude de classes [2] dans un contexte d'analyse structurelle de formes [28], ou dans une approche séquentielle multivoies par l'introduction d'une distance pondérant information morphologique et temporelle [21].

La contrainte de réalisation séquentielle est en fait pénalisante car elle interdit le retour en arrière après avoir cherché à acquérir de l'information sur les mélanges les plus faciles à décomposer comme le fait l'opérateur humain et empêche ainsi toute utilisation possible d'information temporelle postérieure à l'instant d'analyse.

Nous avons proposé récemment une approche exploitant un mécanisme de génération, de vérification et de mise à jour d'hypothèses sur la composition des mélanges avec construction d'intervalles de confiance n'utilisant que des informations temporelles (dates : d'apparition des formes reconnues et des mélanges ainsi que leurs durées). Les principales caractéristiques de la méthode sont les suivantes [13, 14] :

- une représentation à différents niveaux de profondeur des signaux segmentés (description globale, approximation linéaire, forme échantillonnée) permettant d'optimiser les temps de calcul associés à leur comparaison.

- pour chaque composante j : un modèle temporel d'occurrences des PUM. Les intervalles temporels inter-potentiels $\tau_{ji} = (t_{j,i+1} - t_{ji})$ entre occurrences successives d'une forme j sont considérés comme des variables aléatoires indépendantes, de même loi approximativement gaussienne dont les premiers moments m_j et σ_j^2 inconnus sont tels que m_j/σ_j est relativement élevé.

Le processus de résolution est conduit de manière sous optimale : le problème global d'estimation (pour l'ensemble des mélanges) est décomposé en un ensemble de card (M) problèmes d'estimation (résolution mélange par mélange). Les hypothèses mentionnées peuvent être adaptées pour traiter le cas de non-stationnarités len-

tes (par limitation de l'horizon temporel d'estimation) ou même celui de ruptures de rythmes (par mise en place d'un traitement d'incohérences). Cette méthode entre dans le cadre de systèmes experts bas niveau [15] tels qu'ils sont définis en [8] et repris dans [4].

III.2 - Analyse du signal interférentiel

Ce signal, observé à contraction de niveau plus élevé, met en jeu des unités motrices de taille plus importante (en terme de nombre de fibres musculaires) donc différentes, l'hypothèse H_3 n'étant plus vérifiée. L'absence de la partie $X_2(t)$ de l'équation (2) ne permet plus l'estimation directe du nombre de composantes, de leurs gabarits et de leurs occurrences. Le signal traduit un accroissement de N (recrutement spatial) et simultanément une augmentation des fréquences de battement (recrutement temporel : diminution des m_j). La caractérisation de ces deux mécanismes fondamentaux n'étant plus accessible directement, deux types d'approches ont été envisagés :

- la modélisation analytique des processus dont les fondements les plus conséquents sont présentés en [10,22]. La complexité de ces modèles a conduit à des simplifications mettant en évidence les relations qu'ils possèdent avec des paramètres mesurables (fréquence médiane dans le domaine spectral et vitesse de conduction [32]).

- La description "externe" des signaux à travers l'extraction de primitives ou de modèles type boîte noire, supposés porteurs d'informations utiles au diagnostic ou à l'étude d'autres phénomènes telle la fatigue. Comme précédemment, le choix de primitives peut être guidé par la connaissance profonde des mécanismes de génération du signal [3].

Dans ce deuxième cadre, les méthodes de traitement du signal mises en oeuvre peuvent être regroupées en quatre familles, largement liées entre elles.

1. Description temporelle de l'EMG : les méthodes développées représentent des extensions du simple comptage des passages par zéro, en exploitant le nombre d'extréma (écarts en amplitude et en durée [30]) et des paramétrages plus riches tout en restant globaux [5]. L'intérêt de ce type de description est d'être applicable en temps réel sur des systèmes de faible coût, leur inconvénient étant d'être sensible à des choix de seuils a priori.

2. Analyse spectrale : le domaine spectral sert encore de référence aujourd'hui dans la plupart des travaux en particulier pour les applications cliniques [12,20,27]. Les représentations du signal sont le plus souvent fondées sur les distributions d'énergie par bandes de fréquences (celles-ci étant uniformément réparties).

3. Modélisation linéaire : les modèles autorégressifs (AR) et autorégressifs à moyenne mobile (ARMA) ont été appliqués et validés sur l'EMG, ainsi que leurs multiples représentations (paramètres AR/ARMA ou coefficients de réflexion [18], représentation dans le plan complexe [23,5]) sans pour autant dégager de cohérence en terme d'ordre. Des modèles AR à entrée multimpulsionnelle ont aussi été considérés [16], leur intérêt moyen pouvant être de remonter à des excitations proches des commandes motrices.

4. Modélisation non linéaire : il s'agit d'analyse cepstrale, dont les premières retombées pour la discrimination des pathologies neuromusculaires, démontrent l'intérêt [5].

Toutes ces approches se placent dans le cadre de signaux stationnaires (contraction isométrique à force constante) ou lentement évolutifs (contraction maximale maintenue jusqu'à la fatigue [23,27]). Elles peuvent aussi être combinées pour être utilisées simultanément [5].

III.3 - Représentations et analyse statistique

Les traitements précédents fournissent un ensemble d'informations de natures différentes : suite de formes représentatives de l'activité des unités motrices prélevées dans le même ou différents volumes musculaires ainsi que les distributions des intervalles entre dates d'occurrences ; suite de représentations

correspondant à différentes tranches d'observation éventuellement paramétrées par niveau de force, etc..

Ces informations, pour être utiles, doivent être comparées sur différentes populations afin d'en dégager les domaines de variabilité, leur capacité à séparer différentes pathologies, la fiabilité de règles de décision qui peuvent s'en déduire.

La présentation des informations s'effectue sous forme de fonctions du temps (PUM), de la fréquence (densités spectrales) ou encore par le biais de vecteurs de paramètres (coefficients de réflexion ou cepstraux par exemple). Les tableaux croisant observations et paramètres orientent naturellement vers des approches de type analyse des données. Largement répandues ces dernières années (en y incluant la quantification vectorielle), leur mérite est d'offrir des représentations graphiques à vocation descriptive (Analyses factorielles type Composantes Principales) ou discriminante, permettant d'apprécier les arrangements spatiaux d'observations multidimensionnelles dans des sous espaces privilégiés, de même que les corrélations des paramètres descriptifs. Par ailleurs, les techniques de partitionnement (type Nuées Dynamiques et leurs variantes) et de classification hiérarchique (type Algorithme de Vraisemblance du Lien) conduisent lorsque des classes homogènes sont mises en évidence, à des règles de décision particulièrement simples.

Dans la plupart des travaux, la séparation entre modélisation (ou description) et décision apparaît clairement. De même, l'optimalité de l'extraction de l'information est un problème récurrent. Dans tous les cas, des choix s'imposent : la définition de distances (ou de critères de similarité) entre observations élémentaires et ensembles d'observations, des stratégies d'agglomération ou de décomposition, des indicateurs de qualité de classification (choix du nombre de classes) et d'explication (sans oublier pour certains algorithmes les questions d'optimalité au sens des critères retenus et de convergence).

Ces différents types d'analyse se situent aujourd'hui au stade de l'évaluation clinique et de nombreux résultats intéressants ont été produits pour la plupart des grands cadres pathologiques [23,5,27]. Ils sont encore insuffisants pour décrire finement des atteintes complexes appartenant au même cadre nosologique. Les derniers développements se sont orientés vers l'étude de tableaux multiples, soit hybrides lorsqu'ils juxtaposent différentes représentations (temporelle, spectrale, cepstrale [5], soit homogènes mais décrivant l'évolution temporelle des paramètres [11,27].

III.4 - Intégration des informations et interprétation

Il paraît logique à ce stade de s'interroger sur les limites de toute approche décisionnelle fondée sur les multiples facettes qu'autorise le schéma précédent même s'il peut fournir des estimations quantitatives du degré de gravité des atteintes ou des pronostics d'évolution en cours de thérapie.

La considération globale du processus de résolution diagnostique s'impose alors pour plusieurs raisons :

- de nombreuses autres informations concourent à la formation de la décision .

- la conduite "intelligente" du raisonnement et des tests nécessaires visant à améliorer l'examen neurologique (qualité, temps, etc...).

- le rôle subordonné des informations électromyographiques (confirmation ou rejet d'hypothèses).

- la probable impossibilité de séparer des pathologies lorsqu'elles s'expriment de manière similaire sur le plan électrique, ou encore de détecter des pathologies multiples.

Ces éléments, parmi d'autres, ont motivé la conception de systèmes à base de connaissance, tentant d'intégrer les méthodes algorithmiques précédentes [1,8]. Le système SESAME en est un exemple [19]. Le modèle de référence qu'il définit s'organise autour des concepts de modularité assurant le dialogue homme-machine d'une part, le contrôle et le traitement des signaux et des tests électrophysiologiques (vitesses de conduction nerveuse par exemple) d'autre part,



l'exploitation des informations symboliques enfin. Ce dernier sous ensemble est le plus complexe car il associe les données sémiologiques majeures et l'organisation générale de la neuroanatomie périphérique (schémas d'innervation neuromusculaire des membres permettant de définir les territoires à explorer et les trajets nerveux à tester). Ses autres particularités sont de faire appel à plusieurs modes de représentation des connaissances (règles de production, réseaux sémantiques et schémas) et de supporter des raisonnements non monotones par l'intégration d'un système de révision des croyances.

Une telle réalisation, conduisant à la conception de station de travail "intelligente" et autonome, met cependant à jour de nombreuses questions : généralité de l'expertise sur laquelle elle est fondée : incertitudes sur la qualité et la pertinence des connaissances acquises ; multiplicité et adaptativité des mécanismes de résolution ; procédures de validation. Même si ces systèmes offrent une approche séduisante du domaine (celui-ci étant bien circonscrit), ces aspects sont fondamentaux pour en mesurer et l'intérêt et les limites.

CONCLUSION

Les progrès constatés dans la première partie de cette décennie ont concerné tous les aspects du problème : modèles analytiques, capteurs, traitement du signal. Ils ont été complétés par des couches successives à visée interprétative dont la validation à grande échelle est encore à réaliser. De nombreux problèmes sont encore ouverts qui concernent tous les points mentionnés précédemment : robustesse de la segmentation des formes isolées, décomposition des trains multi-unitaires, paramétrisation des signaux en relation avec les mécanismes de recrutement spatio-temporel, intégration de connaissances multiples. Les solutions partielles qui viennent d'être décrites ne peuvent en effet être acceptées en pratique clinique qu'à travers une amélioration significative de leurs performances. Il est certain que la multiplicité des agents influençant les processus pathologiques observés (âge, contrôle de force, position des capteurs relativement aux sources, traitements médicamenteux, etc ...) rendent difficile toute décision diagnostique. Il n'empêche que l'impression générale qui prévaut à l'issue de cette synthèse est celle d'une saturation sur le plan méthodologique.

REFERENCES

- [1] ANDERSEN S.K., ANDREASSEN S., WOLDBYE M., Knowledge representations for diagnosis and test planning in the domain of electromyography, in *Advances in Artif. Intelligence*, Elsevier, 1987, pp. 461-472.
- [2] ANDREASSEN S., *Interval pattern of single motor units*, These, Aalborg University Press, 1978.
- [3] BERZUINI C., MARANZANA-FIGINI M., BERNARDELLI L. Evaluation of the effectiveness of EMG parameters in the study of neurogenic diseases. A statistical approach using clinical and simulated data, *IEEE Trans Biomed Eng*, 1985, pp. 15-27.
- [4] BROMAN H., Knowledge-based signal processing in the decomposition of myoelectric signals, *IEEE-EMBS Mag*, 7,2, 1988, pp. 24-28.
- [5] CARRAULT G., Représentation et interprétation du signal électromyographique interférentiel, Thèse, Université de Rennes I, 1987.
- [6] COATRIEUX J.L., Traitement de signaux électromyographiques et décisions associées, Thèse d'état, Université de Rennes I, 1983.
- [7] COATRIEUX J.L., On-line electromyographic signal processing system, *IEEE Trans Biomed Eng*, 31, 1984 pp. 199-207.
- [8] COATRIEUX J.L., GARREAU M., COLLOREC R., CARRAULT G., Signal, Image et Intelligence artificielle, Proc. Entretiens de Lyon, Springer-Verlag, 1988, à paraître.
- [9] DE FIGUEREIDO R.J.P., GERBER A., Separation of superimposed signals by a cross-correlation method, *IEEE Trans ASSP*, 31, 5, 1983, pp. 1080-1089.
- [10] DE LUCA C.J., Physiology and mathematics of myoelectric signals, *IEEE Trans Biomed Eng*, 24, 1979, pp. 313-325.
- [11] DUCHENE J., The Δ -transform, *Pattern Recognition Letters*, 3, 1985, pp. 149-154.
- [12] DUCHENE J., Développement de méthodes de décision sur un ensemble de tableaux, Application au traitement d'électromyogrammes lors d'épreuves de fatigue, Thèse d'état, Université de Technologie de Compiègne, 1983.
- [13] GARREAU M., Signal, Image et Intelligence Artificielle. Application à la décomposition du signal électromyographique, Thèse, Université de Rennes I, 1988.
- [14] GARREAU M., BELLANGER J.J., COATRIEUX J.L., Forward-backward prediction of time occurrence for EMG multi-unit train decomposition, Proc. IEEE-EMBS Conf. Boston, 1987.
- [15] GARREAU M., BELLANGER J.J., COATRIEUX J.L., STREGAR P., Décomposition du signal électromyographique par une approche intelligence artificielle, Spec. Issue on Expert Systems, ITBM, 8,2, 1987, pp. 133-147.
- [16] GASMI F., SITBON S., CASTANIE F. et al, Parametric modeling of EMG signals, Proc. IEEE-EMBS Conf., New Orleans, 1988, pp. 1180-1181.
- [17] GUIHENEUC P., CALAMEL J., DONCARLI C. et al, Automatic detection and pattern recognition of single motor unit potentials in needle EMG, in *Computer Aided Electromyography*, Karger, Bale, 1983, pp. 75-127.
- [18] INBAR G.F., NOUJAIM A.E., On surface EMG spectral characterization and its application to diagnostic classification, *IEEE Trans Biomed Eng* 31, 1984.
- [19] KIANI H., Conception et réalisation d'un système expert en électromyographie, Thèse, Université de Rennes I, 1986.
- [20] LECLERCQ S., Développement et choix d'outils de reconnaissance des formes adaptés à la caractérisation et la représentation d'EMG de surface, Thèse, Université de Technologie de Compiègne, 1987.
- [21] LEFEVER R.S., DE LUCA C.J., A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potentials. I. Technique, theory and implementation, *IEEE Trans Biomed Eng*, 29, 1982, pp. 149-157.
- [22] LINDSTROM L., MAGNUSON R., Interpretation of myoelectric power spectra : a model and its application, Proc. IEEE, 65, 1977, pp. 653-661.
- [23] LUCAS M.F., Contribution à l'étude du signal électromyographique : modélisation, identification classification, Thèse, Université de Nantes, 1986.
- [24] Mc GILL K.C., CUMMINS K.L., DORFMANN J.L., Automatic decomposition of the clinical electromyogram, *IEEE Trans Biomed Eng*, 32, 1985, pp. 470-477.
- [25] NANDEDKAR S.D., SANDERS D.B., Special purpose orthonormal basis functions. Application to motor unit action potentials, *IEEE Trans Biomed Eng*, 31, 1984, pp. 374-377.
- [26] NANDEDKAR S.D., STALBERG E. et al, Use of signal representation to identify abnormal motor unit potentials in Macro-EMG, *IEEE Trans Biomed Eng*, 31, 2, 1984, pp. 220-227.
- [27] PRIEZ A., Evolution d'une dystrophie musculaire : caractérisation par analyse de l'EMG de surface, Thèse, Université de Technologie de Compiègne, 1989.
- [28] QUIGNON J., Automatisation de l'interprétation visuelle de signaux : application à l'électromyographie, Thèse, Université de Technologie de Compiègne, 1983.
- [29] ROUVRAIS B., Apport des méthodes d'analyse des données dans le traitement du signal électromyographique, Thèse, Université de Rennes I, 1981.
- [30] STALBERG E., ANTONI L., Microprocessors in the analysis of the motor unit and the neuromuscular transmission, Proc. Conf. EEG and EMG, Kanazawa, Elsevier, 1981, pp. 295-313.
- [31] STALBERG E., TRONTELJ S.V., Single fibre electromyography, Mirvalle Press, Woking, 1979.
- [32] STULEN F.B., DE LUCA C.J., Frequency parameters of the myoelectric signal as a measure of muscle conduction velocity, *IEEE Trans Biomed Eng*, 28, 1981, pp. 515-523.