

Segmentation avec rejet de signaux EMG posturaux par une méthode locale

Wassim El Falou^{1,2}, Jacques Duchêne², Mohamad Khalil¹, Yves Langeron²

¹Université Libanaise- Faculté de Génie I - Rue El Arz -El Kobbe - Tripoli - Liban

²LM2S - Université de technologie de Troyes - 12 rue Marie Curie - 10010 Troyes Cedex

Wafalou99@hotmail.com

Résumé – Dans ce papier, nous présentons un algorithme de détection de changement spectral fondé sur une somme cumulée dynamique appliquée après décomposition AR. La somme cumulée dynamique est la somme de rapports de vraisemblance entre deux hypothèses instantanées (locales) estimées dynamiquement après chaque instant t . Cet algorithme est appliqué sur des signaux EMG en association avec une procédure de rejet des segments EMG déviants.

Abstract – In this paper, we present an algorithm of spectral change detection, based on a dynamic cumulative sum applied after AR decomposition. The dynamic cumulative sum is the sum of likelihood ratios between two instantaneous hypotheses estimated at each time t . This algorithm is applied on postural EMG signals. It is associated with a method of rejection of irrelevant EMG segments.

1. Introduction

Le signal électromyographique recueilli en surface (SEMG) donne des informations relatives à la commande musculaire. Ses caractéristiques temporelles et spectrales varient en fonction des conditions physiologiques, pathologiques ou environnementales des enregistrements. Dans le cadre de l'analyse du confort, nous nous intéressons à rechercher la pertinence de ce type de signal vis à vis en particulier de la fatigue musculaire induite par une situation d'inconfort. Il s'agit dans ce cas de l'activité de muscles posturaux sollicités à de faibles niveaux. Le problème est alors d'abord de savoir s'il existe bien de l'activité EMG dans les enregistrements, de sélectionner les segments correspondants pour ensuite les caractériser, en particulier du point de vue de leur contenu spectral. Les caractéristiques des segments, des événements superposés ou du bruit dépendent des conditions d'enregistrement et ne sont pas stationnaires sur des expérimentations de longue durée. Nous avons donc opté pour une adaptation locale de méthodes à base de somme cumulée. Nous avons ensuite complété l'algorithme par un critère de rejet permettant de ne conserver que les segments contenant effectivement de l'activité EMG.

2. Méthode locale de détection de changement

Pour la détection de changement d'un paramètre comme le saut de variance dans une suite indépendante, une méthode classique de segmentation est basée sur l'algorithme de somme cumulée (CUSUM). Il a été démontré dans la littérature que l'algorithme de somme cumulée est optimal dans le sens qu'il minimise le temps moyen de retard à la détection lorsque le temps moyen entre fausses alarmes tend vers l'infini [2]. Une autre propriété importante de l'algorithme de somme cumulée est qu'on peut estimer aisément l'instant de changement. Cette méthode ne

s'applique cependant que dans le cas où les paramètres des hypothèses sont connus [2]. Dans notre cas les paramètres des hypothèses doivent être estimés localement au cours de l'analyse. Une méthode spécifique (DCS : Dynamic Cumulative Sum), fondée sur le calcul récursif du rapport de vraisemblance entre les densités de probabilité estimées avant et après chaque instant courant t , a été développée [3][4].

L'application directe de cette méthode est incorrecte sur l'EMG du fait de la dépendance entre les échantillons. Une première solution a été d'effectuer une décomposition en ondelettes et de faire agir le détecteur sur des niveaux d'échelles sélectionnés [4]. Une solution alternative, décrite ici est d'adapter la méthode DCS à une modélisation auto-régressive.

La formulation générale de la fonction DCS s'écrit :

$$DCS(t) = \sum_{j=t_{p-1}}^t \log \frac{f_{\theta_a^j}(X_j / X_{j-q}^{j-1})}{f_{\theta_b^j}(X_j / X_{j-q}^{j-1})} = \sum_{j=t_{p-1}}^t s_j, t \geq t_{p-1} \quad (1)$$

Si

$$\theta_b^j = (\gamma_b^2, a_1^b, \dots, a_q^b)^j \quad \theta_a^j = (\gamma_a^2, a_1^a, \dots, a_q^a)^j$$

sont les paramètres du modèle AR, estimés avant et après le temps t , respectivement, alors on a :

$$s_j = \frac{1}{2} \left[\log \frac{(\gamma_a^2)^j}{(\gamma_b^2)^j} + \frac{(\varepsilon_a^j)^2}{(\gamma_a^2)^j} - \frac{(\varepsilon_b^j)^2}{(\gamma_b^2)^j} \right] \quad (2)$$

L'estimation de ces paramètres utilise deux fenêtres locales $W_b^t : [t-N-q, t-q-1]$ et $W_a^t : [t+1, t+N]$. Le calcul des innovations ε_a^j et ε_b^j est effectué sur une fenêtre de largeur q comprise entre W et W_a . Nous pouvons montrer que DCS va augmenter pour atteindre un maximum au temps de changement t_M pour ensuite redescendre (voir figure 1). La fonction de détection utilisée est donc :

$$g(t) = \max_{t_{p-1} < j < t} [DCS(j)] - DCS(t) \quad (3)$$

Un changement est détecté quand g atteint un seuil h .
Le temps d'arrêt est donc :

$$t_a = \inf\{t \geq t_{p-1} : g_t \geq h\} \quad (4)$$

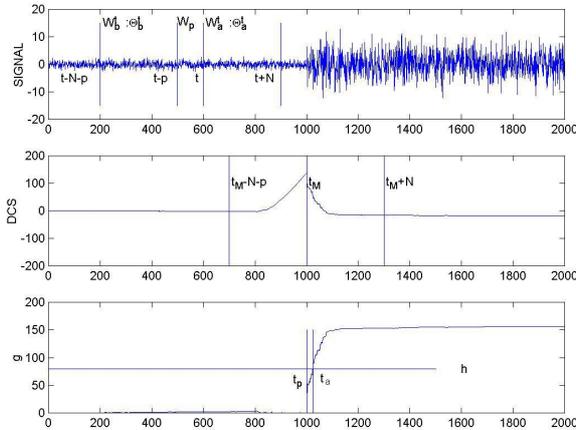


FIG. 1 : Processus de détection par DCS. En haut : les différentes fenêtres d'estimation. Au milieu : allure de la fonction DCS. En bas : fonction de détection.

Le vrai instant de changement est donc donné par :

$$t_p = \max\{t \geq t_{p-1} : g_t = 0\} \quad (5)$$

Pour l'estimation des deux modèles autorégressifs nous avons utilisé la méthode d'estimation fondée sur l'estimation de la matrice de covariance.

3. Rejet des segments contenant peu d'EMG

L'étude de l'évolution de l'EMG est principalement liée à l'analyse de paramètres spectraux (compression spectrale en présence de fatigue par exemple). L'allure générale du spectre d'un EMG de surface non bruité rappelle une distribution du Chi-2, alors que les segments très bruités contiennent soit du bruit blanc, soit des composantes réparties aléatoirement sur l'étendue spectrale du signal enregistré (figures 2 et 3).

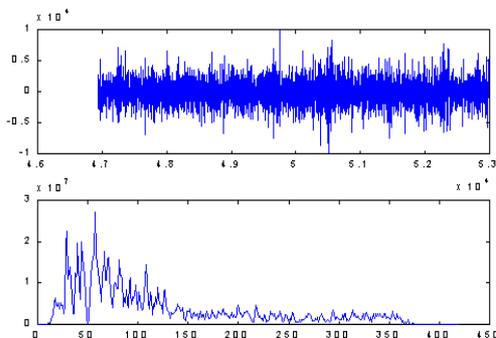


FIG. 2 : exemple d'un segment d'EMG peu bruité. Le bruit est essentiellement du bruit blanc.

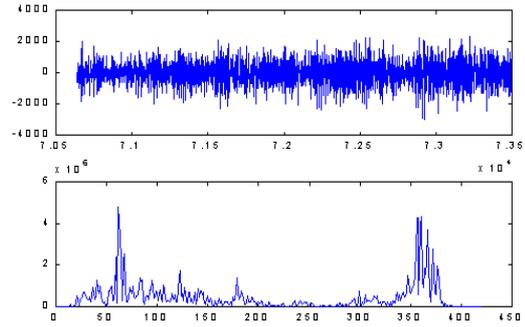


FIG. 3 : exemple d'un segment fortement bruité. Le parasitage haute fréquence, limité par le filtre anti-repliement, ne peut être modélisé.

Il est donc nécessaire d'effectuer l'estimation la meilleure possible de paramètres spectraux globaux (médiane, moyenne) ou locaux (déciles, énergie relative de certaines bandes de fréquence). Lorsque l'EMG est contaminé par du bruit blanc, il existe des méthodes permettant de soustraire l'influence du bruit. L'une d'entre elles est proposée au §3-1. Par contre, lorsque les caractéristiques du bruit ne sont pas connues, la seule approche possible est de détecter les segments contaminés pour les rejeter. Une démarche est proposée dans les §3-2 et 3-3.

3.1. Estimation du pseudo spectre par la méthode MUSIC

L'idée la plus simple de suppression de l'influence du bruit blanc sur l'estimation de paramètres issus de la DSP est d'estimer la puissance de bruit dans une zone spectrale où la puissance du signal est très faible (ou d'en estimer une valeur asymptotique), puis de soustraire de la DSP la puissance de bruit ainsi estimée.

Une solution alternative est d'estimer le spectre en prenant en compte l'effet du bruit dans l'estimation elle-même. Nous avons testé cette approche en utilisant la méthode MUSIC [1]. Bien que cette méthode soit conçue pour l'estimation de pseudo spectres de sinusoides noyées dans un bruit blanc additif, cette méthode est également valide pour l'estimation du pseudo spectre d'un modèle AR noyée dans un bruit blanc additif, en particulier pour l'estimation des pics de fréquence dans le spectre. Nous avons donc utilisé cette méthode pour obtenir un pseudo spectre du signal sans bruit, sur lequel les paramètres spectraux pourront ensuite être calculés.

3.2. Caractérisation du spectre par ses déciles

Quelle que soit la méthode d'estimation spectrale et de réduction de l'influence du bruit, il faut ensuite mettre en place une procédure permettant de ne conserver que les segments pour lesquels l'allure générale du spectre correspond au spectre d'un EMG.

De multiples approches peuvent être considérées. Ici nous avons modélisé le spectre par ses déciles, et considéré que, dans les conditions de recueil correspondant à l'étude, 95% du spectre de l'EMG était situé entre 0 et 180 Hz (résultat obtenu sur les spectres phasiques où le rapport signal sur bruit est très favorable).

Pour chaque segment, on construit donc deux modèles spectraux :

- les déciles correspondant au spectre limité à 180 Hz
- les déciles correspondant au spectre total

On considère alors comme statistique pour le rejet de segments non pertinents la distance euclidienne entre les modèles "déciles" du spectre total et du spectre tronqué.

3.3. La procédure de rejet

N'ayant pas la connaissance de la distribution statistique des distances définies au paragraphe précédent, on estime cette densité de probabilité par la méthode des noyaux [5] pour ensuite utiliser cet estimateur pour le rejet des segments dont la distance est grande entre le spectre complet et le spectre tronqué.

Selon la qualité des signaux enregistrés (contamination ou non des enregistrements par des bruits non modélisables et intervenant à des instants aléatoires), on peut obtenir deux formes de densité de probabilité, l'une uni-modale et l'autre bimodale.

Dans le premier cas on rejette les segments pour lesquelles la distance excède 3 écarts types. Dans le second cas on recherche la position du minimum entre les deux premiers modes et on rejette tous les points situés au delà de cette limite.

4. Résultats

Cette procédure a été testée sur des signaux issus d'expérimentations de confort automobile pour lesquelles les EMG étaient enregistrés en continu durant 2h30 sur 10 muscles posturaux différents. La quantité considérable de données justifiait donc largement la mise au point d'une

méthode automatique de rejet.

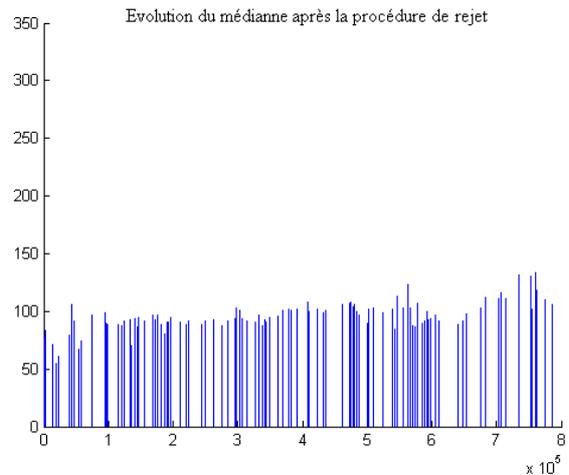


FIG. 4 : Evolution de la médiane spectrale. Première courbe : avant la procédure de rejet, deuxième courbe : après l'application de cette procédure. Axe des abscisses en unité arbitraire (durée totale 2h30). Axe des ordonnées en Hz.

La figure 4 montre l'évolution de la fréquence médiane des EMG en fonction du temps avant et après l'application de la procédure de rejet. Le résultat, bien qu'illustratif, montre bien la nécessité d'une telle procédure de rejet.

5. Conclusion

Cette segmentation avec rejet a permis de réduire de façon importante la variance des paramètres spectraux estimés sur les segments conservés et par là de mieux en suivre l'évolution au cours d'expérimentation de longue durée. Elle s'avère indispensable dans le cas d'analyse d'EMG postural pour lequel la présence effective d'EMG dans les enregistrements n'est pas assurée.

Références

- [1] M.Akay, Detection and Estimation For Biomedical Signals. Academic Press, San Diego, California, 1996.
- [2] M.Basseville, I.Nikiforov, Detection of abrupt changes, theory and application. Information and Systems Sciences Series, Prentice Hall, Englewoods Cliffs, 1993
- [3] M.Khalil, J.Duchêne, Detection and classification of multiple events in piecewise stationary signals. Comparison between autoregressive and multiscale approaches. Signal Processing , 75 (3), pp 239-251, 1999
- [4] M.Khalil, J.Duchêne, Une approche de la détection fondée sur une somme cumulée dynamique associée à une décomposition multiéchelle. Application à l'EMG utérin. 17eme colloque GRETSI, Vannes, septembre 1999
- [5] G. Saporta, Probabilités, Analyse des données et statistiques. Editions Technip, 1990.

