

# Détection de ruptures dans les signaux électromyographiques

Cornel-Marius Matei, Jacques Duchêne, Igor Nikiforov

LM2S, Université de Technologie de Troyes, 12 rue Marie Curie  
10010 Troyes,  
tel. 03 25 71 56 78, email: nom@univ-troyes.fr

## RÉSUMÉ

Cet article présente une méthode de détection-élimination des parasites contenus dans les signaux électromyographiques (EMG). Les bruits sont modélisés soit par des suites autorégressives, soit par des fonctions déterministes, en fonction de la tâche réalisée - détection ou élimination. Nous réalisons la détection des ruptures par un test CUSUM optimal appliqué aux données ainsi modélisées. Ultérieurement nous éliminons les bruits détectés par l'algorithme des moindres carrés, le signal résultant étant prêt alors pour la procédure de caractérisation.

## ABSTRACT

This article presents a detection - elimination method for some nuisance events existing in electromyographic signals (EMG). According to the task we intend to detect and/or eliminate, these nuisance events which are modeled by autoregressive sequences or by deterministic functions of time. We detect these events by using a CUSUM test applied to a conveniently chosen model. Further we eliminate the nuisance events by a least square algorithm in order to obtain the signals ready for use in the EMG analysis.

## 1 Introduction

La détection et l'isolation des ruptures dans les processus aléatoires jouent un rôle central dans de nombreuses applications comme la segmentation des signaux physiologiques. Le but de cet article est de présenter une solution pour le problème de *détection* (en-ligne et hors-ligne) de changements brusques dans les signaux EMG afin de permettre la compréhension précise des signaux analysés. Nous considérons l'électromyogramme de surface ( $y_t$ ) qui caractérise l'activité musculaire comme la somme :

- d'une composante de base( $s_t$ ) : activité tonique
- des bruits concrétisés par des signaux provenant de l'activité cardiaque, en particulier les QRS ( $q_t$ ), de l'activité phasique du muscle, des mouvements d'électrodes et des parasites électriques ( $b_t$ ).

Après l'étape d'acquisition du signal, il n'est pas possible de donner une interprétation physiologique de l'évolution de l'activité tonique, à cause de l'existence des perturbations.

Il est nécessaire de détecter les instants d'apparition et de disparition des QRS et des bouffées et de procéder à leur élimination. Ainsi le signal obtenu contiendra seulement l'information fournie par l'activité tonique du muscle.

Nous pouvons supposer que le signal EMG est une suite de segments stationnaires séparés par des transitions rapides (bouffées d'activité phasique) et par des fonctions déterministes apparaissant périodiquement (les QRS). Nous allons traiter le problème de la décomposition automatique du signal en segments stationnaires, la taille dépendant des propriétés locales du signal.

Cette étude a été réalisée dans le cadre d'un contrat avec le Département Biomédical de l'Automobile de la Société RENAULT

## 2 Détection de ruptures

Soit à détecter une rupture dans un délai minimal dans la suite  $Y = (y_1, \dots, y_t, \dots)$ . L'algorithme de la somme cumulée ([1],[3]) est basé sur la comparaison à chaque instant entre la valeur du rapport de vraisemblance et sa valeur minimale courante.

La loi de distribution de la suite observée séquentiellement est :

$$\mathcal{L}(Y_t) = \begin{cases} P_0 & \text{si } t < t_0 \\ P_1 & \text{si } t \geq t_0 \end{cases}, t_0 = 1, 2, \dots$$

Si  $S_t = \ln \frac{p_1(y_1, \dots, y_t)}{p_0(y_1, \dots, y_t)} = \sum_{i=1}^t \ln \frac{p_1(y_i)}{p_0(y_i)}$  est la *somme cumulée*, la solution classique optimale obtenue par l'algorithme de la somme cumulée (CUSUM) s'écrit :

$$g_t = \max_{1 \leq j \leq t} S_j = S_t - \min_{0 \leq j \leq t} S_j \quad (1)$$

L'algorithme CUSUM s'arrête à l'instant  $N$  si, pour une valeur  $j < \tilde{N}$  les observations permettent d'accepter l'hypothèse sur le changement ([4]) :

$$\tilde{N} = \inf\{t \geq 1 : \max_{i \leq j \leq t} S_j \geq h\}$$

Il est nécessaire d'introduire deux définitions :

-*retard de détection* : on détecte la rupture après l'instant de rupture  $t_0$ ,

$$\tau = N - t_0 + 1 | N \geq t_0, \quad (2)$$

-*fausse alarme* : on détecte la rupture avant l'instant de rupture  $t_0$ ,

$$N \leq t_0, \quad (3)$$

La solution optimale du problème de détection impose la détection rapide avec peu de fausses alarmes. Autrement dit,

le critère d'optimalité consiste à trouver un compromis entre les exigences suivantes :  $\tau$  faible et  $N$  grand.

Nous utilisons un critère *minimax* ([3]) qui implique la minimisation du pire retard moyen de détection :

$$\bar{\tau}^* = \sup_{t_0 \geq 1} \text{esssup} E_1(N - t_0 + 1 | N \geq t_0, y_1, \dots, y_{t_0-1})$$

pour un taux moyen de fausse alarme  $\bar{T} = E_0(N)$  donné *a priori*.

### 3 Modèles des signaux EMG

Nous supposons que le signal EMG possède un caractère additif, soit :

$$y_t = s_t + q_t + b_t$$

Une modélisation rigoureuse qui préserve la totalité de l'information contenue dans le signal EMG implique le recours à des modèles du genre "boîte noire". Sous certaines hypothèses (stationnarité par morceaux, signal gaussien sur la distribution d'amplitude), le signal EMG est modélisé par un système linéaire (filtre autorégressif) excité par un bruit blanc stationnaire ([2],[5]) :

$$y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

Les paramètres  $\alpha_i$  et  $p$  sont validés suivant une statistique  $\chi^2$  cumulative. On vérifie aussi que le signal EMG non perturbé, c'est-à-dire contenant seulement l'énergie tonique du muscle, peut être représenté comme une suite autorégressive.

En séparant les situations : signal contenant seulement des QRS d'une part et signal contenant des bouffées d'autre part, on arrive à modéliser les deux types de parasites par la même procédure d'identification.

### 4 Méthode de détection des QRS et des bouffées

La détection de l'instant d'apparition et de disparition des QRS et des bouffées est réalisée par le même algorithme CUSUM de Page pour des suites autorégressives. Nous supposons qu'il est possible de trouver une fenêtre contenant un seul QRS ou une seule bouffée et nous appliquons l'algorithme de détection pour une telle fenêtre (voir figure (1) et (2)).

#### Application de l'algorithme CUSUM de Page dans le cas autorégressif

Les deux hypothèses à tester sont :

- signal sans QRS (ou sans bouffée)

$$H_0 : y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \xi_t, \xi_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_0^2)$$

- signal avec QRS (ou avec bouffée)

$$H_1 : y_t = \sum_{i=1}^q \beta_i y_{t-i} + \mu_t, \mu_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_1^2)$$

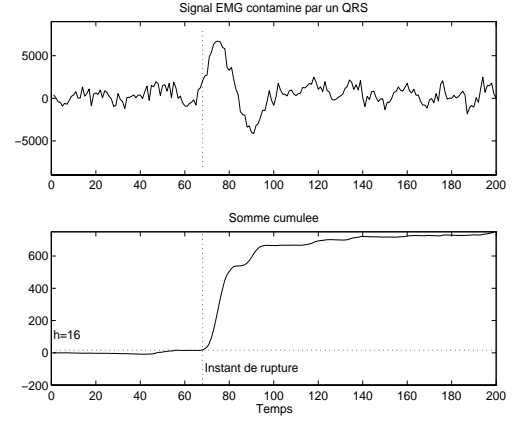


FIG. 1 — Détection d'un QRS. Evolution de la somme cumulée

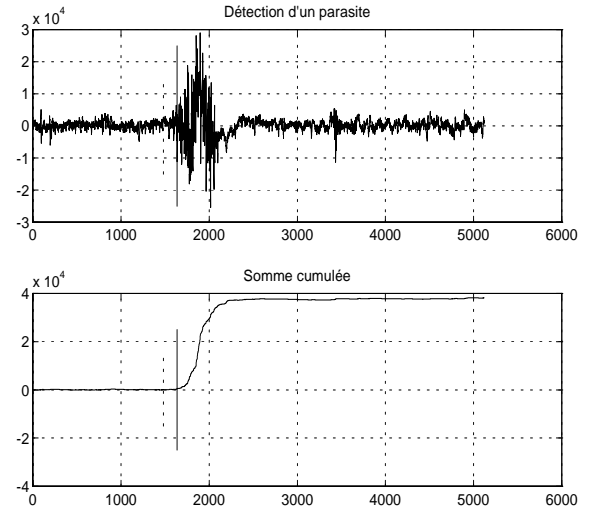


FIG. 2 — Détection d'un parasite. Evolution de la somme cumulée.

L'algorithme CUSUM de Page a dû être modifié pour le cas de plusieurs événements. De façon implicite il faut détecter l'instant d'apparition d'un parasite ou d'un QRS, mais aussi l'instant de passage de l'hypothèse  $H_1$  à l'hypothèse  $H_0$ , ou de saisir la décroissance de la fonction de décision.

La fonction de décision de l'algorithme CUSUM devient :

$$g_t = \begin{cases} g_{t-1} + d_t & \text{si } 0 < g_{t-1} + d_t < h \\ h & \text{si } g_{t-1} + d_t \geq h \\ 0 & \text{si } g_{t-1} + d_t \leq 0 \end{cases},$$

$g_0 = 0$ , où  $d_t = \ln \frac{p_{\theta_1}(y_t | y_{t-1}, \dots, y_{t-q})}{p_{\theta_0}(y_t | y_{t-1}, \dots, y_{t-p})}$ , l'incrément de la fonction de décision, représente le rapport de vraisemblance sous les deux hypothèses,  $h$  étant le seuil choisi en fonction d'un critère de performance de détection.

En considérant le caractère gaussien de la loi de distribution sous les deux hypothèses, on exprime  $d_t$  comme suit :

$$d_t = \ln \frac{\frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{1}{2\sigma_1^2} \left( y_t - \sum_{i=1}^q \beta_i y_{t-i} \right)^2 \right]}{\frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{1}{2\sigma_0^2} \left( y_t - \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} \right)^2 \right]}$$

$$= \frac{1}{2} \ln \left( \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \right)^2 + \frac{1}{2\sigma_0^2} \left( y_t - \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} \right)^2 - \frac{1}{2\sigma_1^2} \left( y_t - \sum_{i=1}^q \beta_i y_{t-i} \right)^2$$

Ainsi, la fonction de décision s'exprime seulement en fonction des observations  $y_t$ , de la variance et des coefficients du modèle autorégressif suivant les deux hypothèses. L'instant de détection du signal QRS (ou de la bouffée) sera :

$$N_0 = \min\{t \geq 1 : g_t \geq h\}$$

On revient dans l'hypothèse  $H_0$  à l'instant :

$$N_1 = \min\{t < N_0 : g_t = 0\}$$

Les figures (1) et (2) montrent l'évolution de la somme cumulée dans le cas de la détection d'un QRS ou d'une bouffée.

## Performances de l'algorithme de détection

Le choix des seuils de détection a été réalisé en fixant le taux de fausse alarme  $T = T^*$ . Ensuite nous avons recherché la valeur du seuil  $h$  correspondant à  $T^*$  et réitéré l'algorithme afin d'obtenir le retard de détection  $\tau^*(h)$ .

La performance de la détection des ruptures peut être évaluée en représentant l'évolution du retard de détection en fonction du taux de fausse alarme (voir figure 3). L'allure de la courbe  $\tau^*(T)$  obtenue pour la détection des bouffées d'activité phasique nous prouve qu'on a toujours à faire un compromis entre les deux quantités.

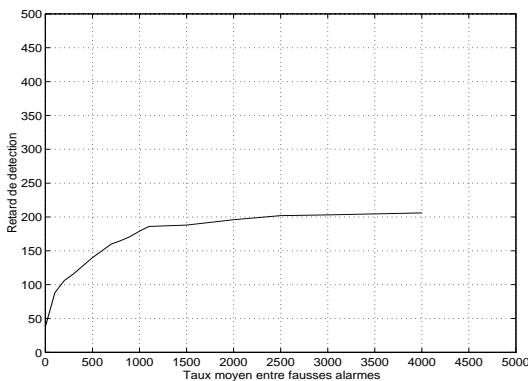


FIG. 3 — Variation du retard de détection en fonction du taux de fausse alarme choisi

## 5 Elimination des QRS et des bouffées

Si la détection des signaux était effectuée en ligne, leur élimination nécessiterait une approche hors ligne. Avec les

instants d'apparition et de disparition du QRS connus nous cherchons d'abord une meilleure représentation pour ce signal. Dans une première approche, il est possible de considérer le modèle exponentiel suivant :

$$y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + q_t(\theta) + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

$$q_t(\theta) = q_t(a, b, t_c) = a(t - t_c) \exp\left\{ \frac{-(t - t_c)^2}{b} \right\}$$

$t_c = \frac{t_0 + t_1}{2}$ , où  $a, b$  sont des paramètres permettant de régler l'allure du modèle QRS déterministe. Nous éliminons, par une estimation des moindres carrés, les QRS détectés, après avoir calculé pour chaque modèle du bruit cardiaque associé les paramètres  $a, b, t_0$ .

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \sum_1^N \left\{ y_t - \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} - q(\theta) \right\}^2$$

Alors  $s_t = y_t - q(\hat{\theta})$  est le signal sans QRS (voir figure 4). L'algorithme proposé peut être étendu pour le signal

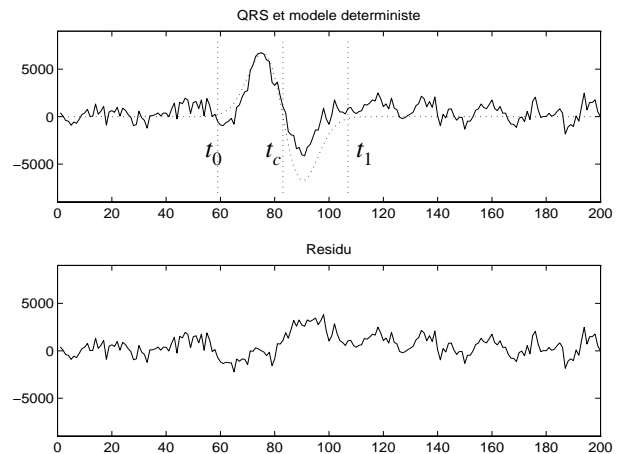


FIG. 4 — 1) Détection de l'instant d'apparition et de disparition en utilisant des modèles AR. 2) Elimination du QRS en utilisant un modèle exponentiel.

EMG entier (voir figure 5), afin de détecter et d'éliminer successivement les QRS et les bouffées :

1. Détection de l'instant d'apparition ( $t_0$ ) et de disparition ( $t_1$ ) des QRS.
2. On réalise une première segmentation du signal entier en fonction de la suite de valeurs  $t_c = \frac{t_0 + t_1}{2}$  obtenue.
3. Pour chaque fenêtre ainsi obtenue, on applique l'algorithme des moindres carrés avec le modèle exponentiel et on calcule le résidu. Le signal résultant contient seulement l'activité tonique et les bouffées.
4. Détection de l'instant d'apparition ( $t_0$ ) et de disparition ( $t_1$ ) des bouffées.

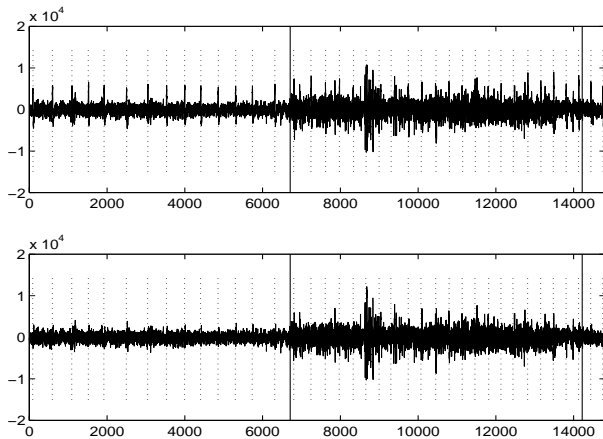


FIG. 5 — Détection-élimination des QRS et détection des bouffées. Les traits verticaux représentent les instants de détection.

## 6 Conclusions

Nous avons présenté une méthode de détection-élimination d'événements modélisés par des fonctions déterministes ou non déterministes. L'avantage de l'algorithme proposé est la possibilité de trouver les instants d'apparition des perturbations suivant un critère optimal. Ainsi la séparation des différentes zones du signal EMG semble théoriquement possible, mais il reste à améliorer l'efficacité de la détection de l'instant de disparition des différents événements. L'élimination des QRS par l'utilisation d'une fonction déterministe offre la possibilité d'obtenir un résidu de bonne qualité et par conséquent un cadre idéal pour la détection ultérieure des bouffées.

Les algorithmes élaborés utilisent certains points forts des méthodes séquentielles de détection, à savoir un nombre d'échantillons petit (la décision est prise en temps réel) et un taux d'erreur réduit.

L'application de ces méthodes a permis l'amélioration de la segmentation des signaux électromyographiques. Les zones détectées correspondent à des parasites ou à l'information d'origine musculaire. L'expérimentateur a ainsi accès aux modes de fonctionnement ayant une signification précise pour l'étude du signal EMG.

## Références

- [1] Basseville M. and Nikiforov I.V. (1993), Detection of abrupt changes. Theory and application, *Prentice Hall, Information and System Sciences Series*.
- [2] Duchêne J., Goubel F. (1993) Surface Electromyogram during Voluntary Contraction : Processing Tools and Relation to Physiological Events, *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 1993
- [3] Nikiforov, I.V. (1995) A generalized change detection problem, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, n.1, January, 1995.

- [4] Nikiforov, I.V. (1995) Diagnostic séquentiel optimal de ruptures dans les systèmes stochastiques, *Quinzième colloque GRETSI - Juan-Les-Pins, Septembre, 1995*
- [5] Triolo, R.J. (1988) The Identification of Time Series Models of Lower Extremity EMG for the Control of Prostheses Using Box-Jenkins Criteria, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.35, n.8, August 1988