



HAL
open science

Détection de ruptures dans les signaux EMG de l'activité musculaire du trapèze supérieur

Nassim Sahki, Anne Gégout-Petit, Sophie Wantz-Mézières

► **To cite this version:**

Nassim Sahki, Anne Gégout-Petit, Sophie Wantz-Mézières. Détection de ruptures dans les signaux EMG de l'activité musculaire du trapèze supérieur. JDS 2021 - 52èmes Journées de Statistique de la SFdS, Jun 2021, Nice / Virtual, France. hal-03328366

HAL Id: hal-03328366

<https://inria.hal.science/hal-03328366v1>

Submitted on 30 Aug 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

DÉTECTION DE RUPTURES DANS LES SIGNAUX EMG DE L'ACTIVITÉ MUSCULAIRE DU TRAPÈZE SUPÉRIEUR.

Nassim Sahki ¹ & Anne Gégout-Petit ¹ & Sophie Wantz-Mézières ¹

¹ *Université de Lorraine, CNRS, Inria, IECL, F-54000 Nancy, France ;
nassim.sahki@inria.fr ; anne.gegout-petit@univ-lorraine.fr ;
sophie.mezieres@univ-lorraine.fr*

Résumé. Nous nous intéressons à l'étude du développement de la myalgie du muscle trapèze en milieu de travail. Les données recueillies sont des signaux EMG (électromyographique) de l'activité musculaire du trapèze supérieur de 30 participants en bonne santé, sans cervicalgie chronique, effectuant différentes activités informatiques lors d'une journée expérimentale. Dans le but de la détection de rupture, nous nous plaçons dans le cadre de la détection séquentielle où l'on admet que le signal EMG arrive point par point, en temps réel. Ensuite, nous considérons la statistique CUSUM basée sur le score pour détecter des changements de régime dans l'activité musculaire. Notre méthodologie de détection prend en charge l'estimation des paramètres (moyenne et variance du régime pré-changement) d'une manière online sur le signal EMG. Les résultats de détection ont permis ensuite de caractériser les différents types d'activités.

Mots-clés. Activité du muscle trapèze, signal temporel EMG, détection séquentielle de rupture, statistique CUSUM basée sur le score.

Abstract. We are interested in studying the development of myalgia of the trapezius muscle in the workplace. The data collected are EMG (electromyographic) signals of upper trapezius muscle activity from 30 healthy participants without chronic neck pain, performing different computer activities on an experimental day. For the purpose of breaking detection, we place ourselves within the framework of the sequential detection where we admit that the EMG signal arrives point by point, in real time. Next, we consider the score-based CUSUM statistic to detect diet changes in muscle activity. Our detection methodology supports the estimation of the parameters (mean and variance of the pre-change regime) in an online way on the EMG signal. The detection results then made it possible to characterize the different types of activities.

Keywords. Trapezius muscle activity, EMG time signal, Sequential change-point detection, CUSUM statistic based-score.

1 Contexte

Dans ce travail, nous proposons d'appliquer une méthodologie de détection de ruptures on-line sur des données réelles de santé. Les données de santé ont été fournies par

l'institut de recherche INRS de Nancy. Elles concernent les signaux temporels EMG (électromyographiques) de l'activité musculaire du trapèze supérieur de 30 sujets effectuant différentes activités bureautiques au cours d'une journée expérimentale. Le recueil des données s'inscrit dans le cadre d'une étude sur le risque de développement de la myalgie du muscle trapèze en milieu de travail (Veiersted et al [1]; Goudy et al. [2]).

La méthodologie de détection séquentielle de ruptures requiert le choix d'une statistique récurrente, un seuil de détection et une règle d'arrêt. Dans notre application, nous utilisons la version semi-paramétrique de la statistique classique des sommes cumulées (CUSUM) basée sur la fonction de score (Page [3]; Tartakovsky et al. [4]). Pour le choix du seuil de détection, nous utilisons la méthode analytique basée sur les inégalités de Wald (1945) pour fixer un seuil constant (Sahki et al. [5]). Et quant à la règle d'arrêt, nous utilisons la règle corrigée (Sahki et al. [6]) de la règle adoptée basiquement par la procédure CUSUM, dans le but de minimiser les fausses alarmes. La règle d'arrêt corrigée consiste à signaler une détection si seulement si la statistique de CUSUM dépasse le seuil pendant un temps c prédéterminé.

La procédure de détection séquentielle basée sur le score, exige la connaissance des paramètres de moyenne μ_0 et de variance σ_0^2 du régime pré-changement, et la définition de l'objectif de détection (type et niveau de la rupture que l'on souhaite détecter). Nous proposons dans ce travail, un algorithme de détection séquentielle de ruptures permettant d'estimer les paramètres du régime pré-changement (μ_0, σ_0^2) d'une façon online sur le signal EMG. A chaque instant, l'algorithme permet de détecter une rupture d'augmentation ou de diminution pour le type (moyenne et/ou variance) et le niveau de la rupture recherchés.

Notre objectif est la détection de changements de régime dans l'activité musculaire du trapèze, et la caractérisation des différentes activités bureautiques effectuées durant la journée expérimentale.

2 Données électromyographiques - EMG

L'activité musculaire du trapèze est évaluée par la technique de l'électromyographie de surface, permettant de quantifier l'activité électrique des muscles qu'entraînent les contractions musculaires volontaires.

Dans le but de faciliter le processus de détection, nous avons effectué un traitement du signal, qui comprend une transformation logarithmique et un lissage en calculant la moyenne par lots successifs de $R = 4$ points (lissage sur 1 seconde). A la fin du lissage, une activité de 50 minutes couvre 3000 points. Nous présentons sur la Figure 1 le signal EMG lissé de la première activité du sujet 1.

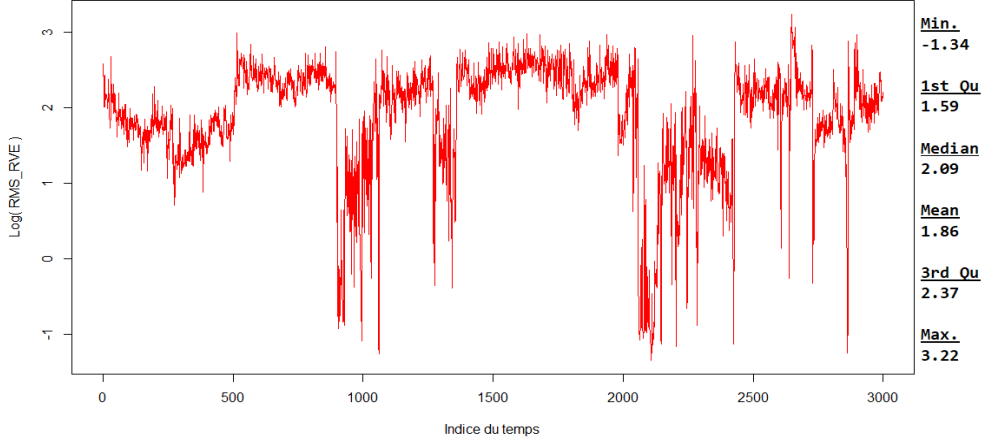


FIGURE 1 – Signal EMG lissé de la première activité du sujet 1.

3 Détection de changements d'activité musculaire

Soit X_1, \dots, X_t l'échantillon associé au signal EMG (RMS-RVE) séquentiellement observée jusqu'à l'instant t .

3.1 Statistique, seuil de détection et règle d'arrêt

Tartakovsky et al. [4] proposent une fonction de score $S(X_1, \dots, X_t)$ calculée en fonction des observations, pour la détection de rupture sur la moyenne et/ou la variance. Elle est définie par :

$$S_t(\delta, q) = C_1 \cdot Y_t + C_2 \cdot Y_t^2 - C_3, \quad (1)$$

où $Y_t = (X_t - \mu_0)/\sigma_0$ sont les données centrées et standardisées à l'instant t sous le régime pré-changement, et

$$C_1 = \delta \cdot q^2, \quad C_2 = \frac{1-q^2}{2}, \quad C_3 = \frac{\delta^2 \cdot q^2}{2} - \log(q),$$

avec $\delta = (\mu_1 - \mu_0)/\sigma_0$ and $q = \sigma_0/\sigma_1$.

Les paramètres δ et q sont respectivement la différence de moyenne et le ratio de variance que l'on voudrait détecter. Ils sont définis en fonction de notre objectif de détection.

La statistique CUSUM (Page [3]) basée sur le score est définie de manière récursive au temps t comme suit :

$$W_t(\delta, q) = \max\{0, W_{t-1}(\delta, q) + S_t(\delta, q)\}, \quad t \geq 1; \quad W_0(\delta, q) = 0. \quad (2)$$

La W-statistique (2) est calculée en fonction de la moyenne et de la variance dans le régime pré-changement (μ_0, σ_0^2) et de l'objectif de détection (δ, q) .

Notons que sans changement de régime, le score S_t a une espérance négative alors qu'elle devient positive après changement. C'est pourquoi la règle d'arrêt consiste à signaler une détection lorsque la statistique de test dépasse un seuil.

Dans l'application, nous utilisons l'inégalité de Wald [7] pour déterminer le seuil constant de Wald $h^W(\alpha)$. Il est donné après avoir fixé le taux instantané de fausse alarme toléré α , en respectant :

$$h^W(\alpha) = -\ln(\alpha). \quad (3)$$

La procédure corrigée signale l'existence d'une rupture lorsque la statistique de détection dépasse le seuil de détection pendant un temps $c \geq 1$, c étant un paramètre à fixer à l'avance ($c = 1 \Leftrightarrow$ règle d'arrêt classique). Le temps de la détection est donné par :

$$T_{h^W(\alpha)}^c = \min_{t \geq 1} \left\{ t + c - 1; \bigcap_{i=t}^{t+c-1} (W_i(\delta, q) \geq h^W(\alpha)) \right\} \quad (4)$$

3.2 Estimation des paramètres de chaque régime

L'algorithme doit inclure la période de l'estimation des paramètres pré-ruptures (μ_0, σ_0^2) au début du traitement et après chaque détection. Voici les détails sur cette méthode d'estimation de μ_0 et σ_0^2 :

- La moyenne μ_0 est estimée au début et réestimée après chaque détection sur la partie du signal de longueur L points.
- La variance σ_0^2 est estimée par une méthode pseudo-bayésienne comme suit :
Soit \hat{s}_0^2 l'estimateur de la variance sur les L premiers points du signal. Et \hat{s}_k^2 l'estimateur de la variance sur les L points du signal suivant la $k^{\text{ème}}$ détection. A la $k^{\text{ème}}$ détection, l'estimateur de σ_k^2 est calculée itérativement comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_{0,0}^2 &= \hat{s}_0^2 \\ \hat{\sigma}_{0,k}^2 &= \frac{\hat{\sigma}_{0,k-1}^2 + \hat{s}_k^2}{2}, \quad k = 1, 2, \dots \end{aligned}$$

Dans la pratique, nous devons fixer à priori un ensemble de paramètres pour pouvoir appliquer l'algorithme de détection. Cet ensemble comprend le choix de l'objectif de détection (q, δ), du temps d'attente de la règle d'arrêt corrigée (c) et la longueur des données d'estimation (L).

A chaque transition, l'algorithme de détection comprend d'abord une période d'estimation sur un temps L , puis la procédure de détection de rupture. Lorsque la statistique dépasse le seuil et que la rupture est signalée, au temps T , nous considérons à posteriori que le régime a changé en $T - c$, de sorte nous estimons les paramètres (μ_0 et σ_0^2) de ce nouveau régime à partir de $T - c$. Nous montrons un exemple dans Figure 2. Dans celui-ci, $L = 90$, $c = 100$. Et on signale l'alarme au temps $T = 346$, ce qui correspond à un changement de régime au temps $Cpt = 246$.

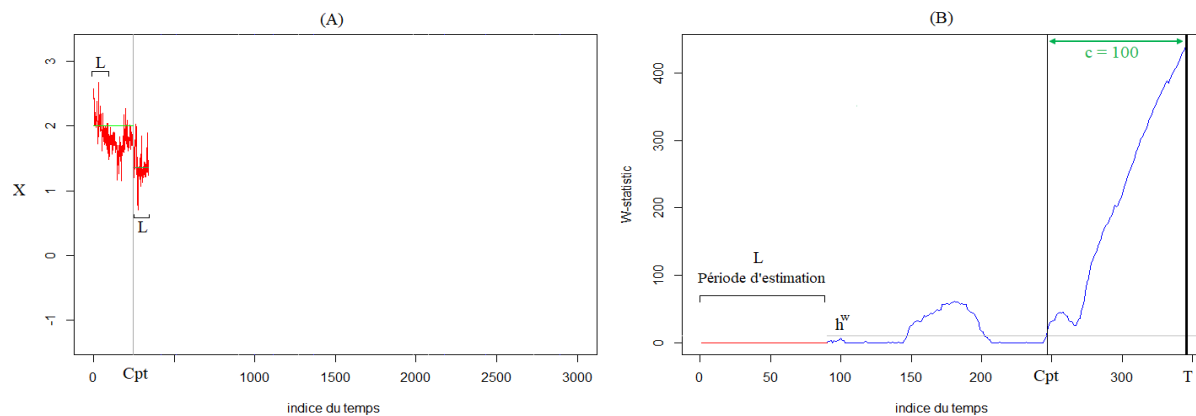


FIGURE 2 – Exemple de détection sur le signal EMG d’une activité. L’objectif de détection est sur la moyenne ($q = 1$) pour un niveau $\sigma_0\delta = 0.69$. (A) : le signal dans le premier régime et la période d’estimation $L = 90$ dans le deuxième régime, après la détection de diminution à l’instant $Cpt = 246$. Les moyennes estimées dans le premier et second régime sont données par les segments verts. (B) : W -statistique calculée dans le premier régime (ligne bleue), et signalement de la rupture produite à l’instant $Cpt = 246$ au temps d’arrêt $T = 346$.

3.3 Résultats

Nous présentons dans la Figure 3, un exemple de détection sur une activité entière du sujet 1. Sur cet exemple, nous avons détecté 14 ruptures de moyenne (8 d’augmentation et 6 de diminution).

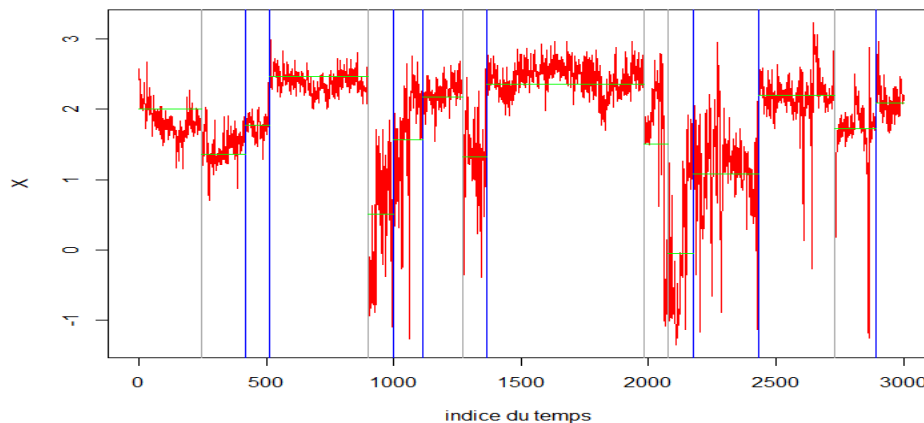


FIGURE 3 – Résultats de détection sur la première activité du sujet 1. Les ruptures d’augmentation (resp. de diminution) sont marquées par des lignes verticales bleues (resp. grises). Les lignes horizontales vertes sont les moyennes estimées dans chaque régime.

Les résultats de détection de la Figure 3 ont été obtenus en utilisant le Seuil Constant de Wald (Seuil-CW). Nous présenterons lors de la communication les résultats de détection en utilisant le seuil instantané empirique dynamique (Seuil-IED) que nous avons proposé dans Sahki et al. [5]. Dans ce papier, nous avons présenté des des résultats de détection sur des données simulées.

Les résultats de détection dans chaque activité de chaque sujet ont permis la caractérisation des différents types d'activités en fonction du nombre et de l'amplitude des ruptures. Nous présenterons les résultats lors de la communication.

Références

- [1] Kaj Bo Veiersted, Mikael Forsman, Gert-Åke Hansson, and Svend Erik Mathiassen. Assessment of time patterns of activity and rest in full-shift recordings of trapezius muscle activity—effects of the data processing procedure. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 23(3) :540–547, 2013.
- [2] N Goudy and L McLean. Using myoelectric signal parameters to distinguish between computer workers with and without trapezius myalgia. *European journal of applied physiology*, 97(2) :196–209, 2006.
- [3] Ewan S Page. Continuous inspection schemes. *Biometrika*, 41(1/2) :100–115, 1954.
- [4] Alexander G Tartakovsky, Aleksey S Polunchenko, and Grigory Sokolov. Efficient computer network anomaly detection by changepoint detection methods. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 7(1) :4–11, 2012.
- [5] Nassim Sahki, Anne Gégout-Petit, and Sophie Wantz-Mézières. Performance study of change-point detection thresholds for cumulative sum statistic in a sequential context. *Quality and Reliability Engineering International*, 36(8) :2699–2719, 2020.
- [6] Nassim Sahki, Anne Gégout-Petit, and Sophie Wantz-Mézières. Détection statistique de rupture dans le cadre online. In *JdS 2019-51èmes Journées de Statistique*, 2019.
- [7] Abraham Wald. Sequential tests of statistical hypotheses. *The annals of mathematical statistics*, 16(2) :117–186, 1945.
- [8] Alexander G Tartakovsky, Boris L Rozovskii, Rudolf B Blažek, and Hongjoong Kim. A novel approach to detection of intrusions in computer networks via adaptive sequential and batch-sequential change-point detection methods. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(9) :3372–3382, 2006.