

# Un algorithme rapide d'extraction d'arêtes dans le scalogramme et son utilisation dans la recherche de zones stationnaires

## A fast ridge extraction algorithm from the scalogram, applied to search of stationary areas

par H el ene LEMAN et Catherine MARQUE

Universit e de Technologie de Compi egne, UMR CNRS 6600, Compi egne  
e-mail : helene.leman@utc.fr

### *r esum e et mots cl es*

Nous proposons d'extraire les ar etes dans le scalogramme, gr ace  a un algorithme rapide et simple, bas e sur la d etection des maxima locaux, leur lien et leur interpolation. La reconstruction du signal est possible gr ace  a l'algorithme propos e par Marseille en 1990. La recherche de zones stationnaires est alors facilit ee par la reconstruction du signal,  a partir d'un certain nombre d'ar etes. En effet, la version reconstruite est, en quelque sorte, une version « simplifi ee » du signal original. Nous appliquons ces m ethodes au signal  electromyographique ut erin, en vue d'une caract erisation des contractions ut erines pendant la grossesse.

 Electrohyst erogramme, ar etes, scalogramme, stationnarit e.

### *abstract and key words*

We propose to extract the ridges from the scalogram, with the help of a rapid and simple algorithm, based on the local maxima detection, their linkage and their interpolation. The signal reconstruction is possible thanks to the Marseille's algorithm, proposed in 1990. Moreover, the reconstruction, from a limited number of ridges of greatest energy, makes the stationarity research easier. Indeed, the reconstructed version of the signal is, in some way, a simplified version of the original signal. We apply these methods to the uterine electromyogram signal, in order to characterize the contractions during pregnancy.

Electrohysterogram, ridges, scalogram, stationnarity.

## 1. introduction

Les ar etes de la transform ee en ondelettes continue (TOC) repr esentent des courbes  a haute concentration d' energie, dans les plans temps- echelle ou temps-fr equence. Pour cela, elles sont regard ees comme des candidates naturelles pour la caract erisation [9] et la reconstruction [20]. L'extraction des ar etes a  et e con ue pour des probl emes sp ecifiques d'analyse de signaux, c'est- a-dire les

probl emes d'extraction et de caract erisation de signaux modul es en amplitude et en fr equence, dans la limite asymptotique [13].

Comme l' electromyogramme ut erin est non stationnaire et modul e en amplitude et en fr equence, le concept d'ar ete semble bien adapt e  a la caract erisation des composantes du signal et  a la reconstruction de celui-ci.

Soit  $s(x) = A(x) \cos(\phi(x))$  la repr esentation canonique de  $s(x)$ . Soit  $Z_s(x) = A(x)e^{i\phi(x)}$  le signal analytique associ e  a  $s$ , et  $\psi(x)$

une ondelette; alors la TOC,  $T_s(b, a)$ , est telle que [20] :

$$[T_s(b, a) = \frac{1}{2a} \int Z_s(x) \bar{\psi}(\frac{x-b}{a}) dx]$$

Dans ce cas, le scalogramme est défini par  $|T_s(b, a)|^2$ .

L'arête  $r$  définit une courbe donnée par :  $a = r(b) = \frac{\phi'_\psi(0)}{\phi'(b)}$  où  $\phi_\psi$  représente la phase instantanée de l'ondelette [20].

Il est possible d'utiliser l'information du module pour retrouver les arêtes de la TOC : si  $\hat{\psi}$  est localisée au voisinage d'une certaine fréquence  $f_0$ , alors la TOC est maximale en module pour  $a = \frac{f_0}{\phi'(b)}$ .

On peut montrer que si l'amplitude et la dérivée de la phase du signal sont lentement variables, la restriction de la TOC aux arêtes, appelée squelette, suffit à décrire le comportement du signal. Alors [20] :

$$[T_s(b, r(b)) \approx \frac{1}{2} Z_s(b) \hat{\psi}(f_0)]$$

L'idée principale de l'algorithme de Marseille en 1990, a été d'utiliser la cohérence de phase de la TOC pour obtenir une estimation numérique des arêtes [18], [20]. Le problème de la phase réside dans son manque de précision numérique, notamment dans le cas de signaux bruités. R. Carmona a proposé un algorithme d'extraction des maxima du module de la TOC, mais son algorithme présente une complexité importante [4], [5], [6]. Nous proposons donc un algorithme rapide, basé sur l'extraction des maxima locaux dans le scalogramme [15]. Nous utilisons pour la reconstruction du signal, l'algorithme proposé par l'équipe de Marseille. La version simplifiée du signal reconstruite, à partir d'un nombre restreint d'arêtes facilite la segmentation des zones stationnaires du signal.

Nous appliquons notre algorithme au signal électromyographique (EMG) utérin. Ce dernier représente l'activité électrique de l'utérus pendant la grossesse. Son étude est importante pour la caractérisation de la contractilité utérine [16]. Nous reconstruisons le signal à partir des arêtes de plus forte énergie, et nous mettons en évidence une facilitation de la recherche de stationnarité amenée par cette reconstruction.

## 2. principe de l'algorithme

Une fois le scalogramme obtenu, les étapes de notre algorithme sont les suivantes :

- *débruitage du scalogramme* : pour des applications réelles, la localisation des maxima du module est difficile à effectuer, à cause de la présence de maxima locaux additionnels créés par le bruit. En dépit d'un débruitage effectué sur le signal brut, certains maxima locaux restent présents. Un simple filtrage passe-bas,

de type Butterworth, appliqué sur chaque vecteur échelle, suffit amplement à supprimer ces maxima parasites.

- *détection des maxima locaux* : comme nous cherchons à connaître l'évolution des composantes spectrales du signal à travers le temps, nous détectons les maxima locaux notés

$$M(b_i, a_i) = |T_s(b_i, a_i)|^2$$

vérifiant

$$|T_s(b_i, a_i)|^2 \geq |T_s(b_i, a_i \pm \varepsilon)|^2$$

avec  $\varepsilon \in \mathbb{R}^{+*}$ .

Afin d'éliminer les maxima locaux suspects qui persistent malgré le filtrage, et de très faible énergie, nous éliminons ceux dont l'énergie est inférieure à un certain seuil  $\lambda$ , dont la valeur dépend de l'application.

- *Chaînage des maxima* : l'arête  $a = r(b)$  est alors composée à partir des maxima locaux. Pour former  $r$ , nous introduisons la notion de successeurs d'un maximum local  $M(b_0, a_0)$  comme étant :  $\max M(b_0 + \Delta t, a_0 + \varepsilon')$  avec  $\varepsilon'$  variant de  $-\beta$  à  $\beta$  ( $\beta \in \mathbb{R}$ ). On recherche donc au temps  $b_0 + \Delta t$  le voisin possédant la plus grande énergie. La procédure est répétée tant qu'il existe un successeur. L'arête est obtenue à partir du calcul récursif des successeurs et de leur concaténation.

- *Lien des arêtes* : l'évolution des arêtes peut être parfois interrompue. Nous considérons alors que deux arêtes extraites  $r_i$  et  $r_j$  appartiennent à la même arête si :

$$[d_b(E_{r_i}, S_{r_j}) < \lambda_b \text{ et } d_f(E_{r_i}, S_{r_j}) < \lambda_f \text{ avec } \lambda_b \text{ et } \lambda_f > 0]$$

avec  $E_r$  le nœud distal et  $S_r$  le nœud proximal de l'arête  $r$ .  $d_b$  est une distance temporelle et  $d_f$  une distance fréquentielle. Pour une arête donnée, il est donc possible de trouver plusieurs candidats. Dans ce cas, nous en choisissons un seul, à partir d'un critère de distance minimum, par exemple la distance euclidienne.

- *Interpolation et modélisation* : nous proposons deux types d'interpolation. La première est une interpolation simple, qui consiste à remplir les points temporels manquants  $b_k$  avec des échantillons linéaires. Les fréquences manquantes  $f_k$  sont calculées, pour tout  $b_k$ , à l'aide d'une droite passant par  $E_{r_i}$  et  $S_{r_j}$ . Enfin on assigne à l'énergie  $M(b_k, f_k)$  la moyenne de l'énergie locale de  $E_{r_i}$  et de  $S_{r_j}$ .

La deuxième technique consiste à trouver un polynôme au sens des moindres carrés récursifs. Cette technique possède le double avantage d'interpoler et de modéliser l'arête. Pour trouver l'ordre du polynôme, nous calculons l'erreur RMS entre l'arête originale et l'arête interpolée. Quand l'erreur décroît et devient constante, l'ordre du polynôme est sélectionné.

- *Reconstruction* : nous utilisons l'algorithme de Marseille pour recouvrer le signal analytique :

$$[Z_s(b) \approx 2 \frac{T_s(b, r(b))}{\hat{\psi}(f_0)}]$$

### 3. détection de zones de stationnarité

La segmentation des signaux est une problématique très courante en traitement du signal. Un nombre considérable d'algorithmes de segmentation a été publié ces dernières années. La plupart des signaux ne sont pas stationnaires, mais sont considérés souvent comme localement stationnaires sur de courts intervalles. La recherche de zones stationnaires est un problème d'actualité, par exemple pour les signaux électroencéphalographiques (EEG) ou les signaux de parole.

Le problème essentiel de la détection réside dans la variété des signaux existants : les changements sont souvent rapides, subtiles et, dans le cas de l'EEG, cachés dans l'activité de fond [8], [19].

Les méthodes les plus répandues pour l'analyse des non-stationnarités sont les suivantes [17] :

- méthodes de mesure d'autocorrélation (ACM) et de mesure d'erreur spectrale (SEM). Ces deux méthodes consistent à utiliser une fenêtre fixe de référence pour définir un segment initial. La durée de la fenêtre de référence est déterminée de manière telle qu'elle soit assez longue pour permettre d'estimer une densité spectrale de puissance (DSP), et assez courte pour que le segment puisse être considéré comme stationnaire. La fenêtre glissante est ensuite translatée le long du signal. La DSP du segment défini par la fenêtre glissante est estimée à chaque position de la fenêtre. Les deux spectres sont comparés en utilisant des mesures de distances spectrales. Tant que la mesure de distance reste inférieure à un certain seuil de décision, le segment de référence et le segment glissant sont considérés assez proches et donc stationnaires. Une fois que la mesure de distance dépasse le seuil de décision, un nouveau segment est défini. Le procédé continue en définissant la dernière fenêtre glissante comme la fenêtre de référence du nouveau segment. Des algorithmes de segmentation utilisent des fenêtres de référence glissantes plutôt que fixes. Différentes méthodes sont alors proposées selon la manière d'estimer la DSP (ACM ou SEM);

- mesures continues de l'amplitude et de la fréquence du signal, par exemple les descripteurs de Hjorth [17] qui mesurent la variance de l'amplitude, la fréquence moyenne et la complexité du spectre de courts segments du signal;

- méthodes paramétriques, dont la modélisation AR, MA et ARMA [2], [3]. Pour de tels signaux, on peut utiliser soit un modèle adaptatif [22] (segmentation à intervalles variables), soit une segmentation non adaptative (à intervalles fixés). Dans la segmentation adaptative, les frontières du segment peuvent apparaître à des positions arbitraires qui dépendent seulement des statistiques du signal. Cet algorithme implique que le traitement soit effectué par étape sur une base d'échantillons permettant une implantation simple de l'algorithme. Pour les modèles non adaptatifs AR, les deux algorithmes les plus populaires sont l'algorithme de Levinson-Durbin et celui de Burg [12], alors que pour

les modèles adaptatifs AR, l'algorithme de filtrage de Kalman [11] est fréquemment utilisé.

Cependant, ces méthodes sont toutes dépendantes de seuils arbitraires selon les applications :

- la durée de la fenêtre de référence pour les méthodes ACM et SEM

- l'estimation de la DSP, conditionnée par le nombre de points de la fenêtre utilisée

- la mesure de distance spectrale utilisée

- le seuil de décision sur la mesure de distance spectrale

- pour les méthodes paramétriques, l'estimation de l'ordre du modèle.

L'algorithme de recherche de zones stationnaires de Carré [7] nous semble intéressant, car il est indépendant des seuils précédemment cités. Après une décomposition du signal en ondelettes de Malvar, on obtient un arbre binaire, correspondant à une collection de partitions dyadiques du signal. Le spectre est calculé sur chaque intervalle. Les changements dans le spectre sont détectés de manière similaire à ceux utilisés dans la technique de Adak [1]. Le logarithme du périodogramme est débruité par une décomposition en ondelettes non décimée, qui possède de bonnes qualités de reconstruction [10]. Un arbre de mesure de distances spectrales entre 2 segments adjacents est élaboré. Pour fusionner les segments dyadiques pour lesquels les spectres sont similaires, l'algorithme recherche la base qui minimise la somme des distances spectrales, à l'aide de l'algorithme de Coifman-Wickerhauser [21]. Un post-traitement permet de résoudre le cas des partitions non uniformes.

Le signal  $s'$ , reconstruit, à partir d'un nombre  $L$  d'arêtes, procure une version épurée du signal  $s$ . Elle contient suffisamment d'information pour la problématique de détection de zones stationnaires. La détection des zones de stationnarité à partir de  $s'$ , est alors nettement facilitée.

### 4. résultats : application à l'EMG utérin

La figure 1 (A) représente une contraction utérine obtenue à partir d'un signal électromyographique, enregistré chez la femme enceinte. Ce signal est enregistré à l'aide d'électrodes bipolaires posées sur le ventre de la femme enceinte. Il représente l'activité de l'utérus et semble contenir des informations intéressantes pour la détection des accouchements prématurés [16]. Un filtrage par ondelettes est systématiquement utilisé [14], pour épurer le signal de tout bruit environnant (bruits électroniques, électromagnétiques, et électrocardiogramme maternel). Sur ce signal, les zones de stationnarité, calculées à partir de l'algorithme de Carré figurent en trait pointillé (figure 1 (A)). La figure 1 (B) représente le scalogramme du signal, calculé

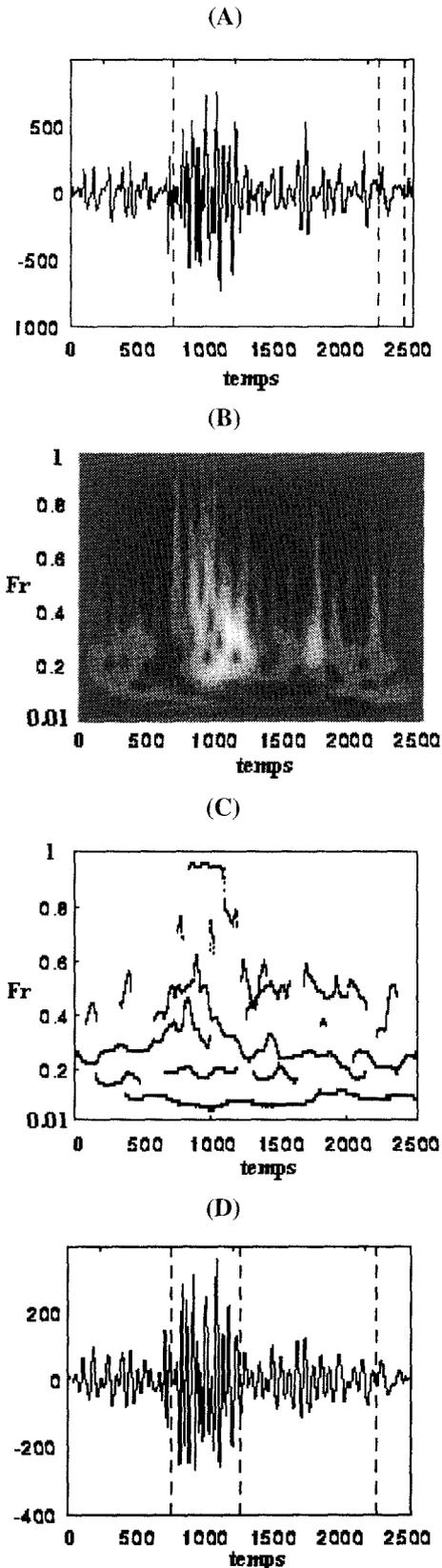


Figure 1. – (A) Signal original segmenté en zones stationnaires (B) Scalogramme associé (C) Arêtes extraites (D) Signal reconstruit et segmenté en zones stationnaires

à l'aide de l'ondelette de Morlet avec des échelles non linéaires correspondant à des fréquences linéaires. La figure 1 (C) montre les arêtes extraites par notre algorithme. Enfin la figure 1 (D) représente le signal reconstruit à partir des 11 arêtes de plus haute énergie. Nous constatons que la détection des zones de stationnarité est facilitée par la reconstruction à partir des arêtes : en effet, elles correspondent mieux aux ruptures d'énergie et de fréquences observées sur le scalogramme. En effet, la présence d'arêtes courtes et de haute fréquence perturbe la détection des grandes zones de stationnarité du signal. Leur élimination permet d'obtenir une version simplifiée du signal, dont les grandes zones stationnaires deviennent plus facilement identifiables.

## 5. conclusion

Nous proposons une recherche d'arêtes basée sur la détection des maxima locaux du scalogramme. La reconstruction du signal à partir des arêtes de plus forte énergie procure une version simplifiée du signal. La recherche de zones stationnaires, effectuée par l'algorithme de Carré, est alors rendue plus facile. Les résultats sur le signal électromyographique utérin semblent encourageants, car les zones de stationnarité détectées semblent en accord avec les observations faites sur le scalogramme.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] S. Adak, «Time-Dependent Spectral Analysis of Nonstationary Time Series», tech. rep., Stanford University, 1995.
- [2] U. Appel and A. Brandt, «Adaptive Sequential Segmentation of Piecewise Stationary Time Series», *Information Sciences*, vol. 29, pp. 27–56, 1983.
- [3] U. Appel and A. Brandt, «A Comparative Study of Three Sequential Time Series Segmentation Algorithms», *Signal Processing*, vol. 6, pp. 45–60, 1984.
- [4] R. Carmona, W. Hwang, and B. Torrèsani, «Characterization of Signals by the Ridges of their Wavelet Transform», tech. rep., Stanford University, 1995.
- [5] R. Carmona, W. Hwang, and B. Torrèsani, «Identification of Chirps with Continuous Wavelet Transform», tech. rep., Stanford University, 1995.
- [6] R. Carmona, W. Hwang, and B. Torrèsani, «Multi-Ridge Detection and Time-Frequency Reconstruction», tech. rep., Stanford University, 1995.
- [7] P. Carré and C. Fernandez, «Research of Stationary Partitions in Nonstationary Processes by Measurement of Spectral Distance with the Help on non Dyadic Malvar's Decomposition», in *TFTS*, (Pittsburgh, USA), 1998.
- [8] B. Dahanayake and A. Upton, «On-Line Methodology for Detection of Suspected Epileptic Seizures for Electroencephalogram EEG», in *IFAC, 12th Triennial World Congress*, (Sydney, Australia), 1993.
- [9] N. Delprat, B. Escudié, P. Guillemain, R. Kronland-Martinet, P. Tchamitchian, and B. Torrèsani, «Asymptotic Wavelet and Gabor Analysis : Extraction of Instantaneous Frequencies», *IEEE Trans. Inform. Theor.*, vol. 38, pp. 644–664, 1992.
- [10] D. Donoho, «Wavelet Shrinkage and w.v.d. : A 10-minute tour», tech. rep., Stanford University, 1992.
- [11] M. Grewal and A. Andrews, *Kalman filtering*. Englewood Cliffs : Prentice-Hall Inc, 1993.
- [12] S. Kay, *Modern Spectral Estimation, Theory and Application*. Englewood Cliffs : Prentice-Hall Inc, 1988.

- [13] R. Kronland-Martinet and P. Guillemin, «Ridges Associated to Continuous Linear Time-Frequency Representations of Asymptotic and Transient Signals», in *TFTS*, (Paris, France), 1996.
- [14] H. Leman and C. Marque, «Optimum Denoising Method for the Uterine EHG», in *IEEE EMBS, 19th Annual Conference*, (Chicago, USA), 1997.
- [15] H. Leman and C. Marque, «Ridge Extraction from the Scalogram of the Uterine Electromyogram», in *TFTS*, (Pittsburgh, USA), 1998.
- [16] H. Leman, C. Marque, and J. Gondry, «Use of the Electrohysterogram Signal for Characterization of Contractions during Pregnancy». Accepted for publication in *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*.
- [17] J. Pardey, S. Roberts, and L. Tarassenko, «A Review of Parametric Modeling Techniques for EEG Analysis», *Med. Eng. Phys.*, vol. 18, pp. 2-7, 1995.
- [18] P. Tchamitchian and B. Torrèsani, *Ridge and Skeleton Extraction from the Wavelet transform*. Boston : in *Wavelets and Applications*, Ruskai MB et al. Ed, 1992.
- [19] G. Tognola, P. Ravazzani, F. Minicucci, T. Locatelli, F. Grandori, J. Ruohonen, and G. Comi, «Analysis of Temporal Non-Stationnarities in EEG Signals by Means of Parametric Modelling», *Technology and Health Care*, vol. 4, pp. 169-185, 1996.
- [20] B. Torrèsani, *Analyse Continue par Ondelettes*. Paris : InterEditions et CNRS Editions, 1995.
- [21] M. Wickerhauser, *Adapted Wavelet Analysis from Theory to Software*. Massachusetts : A K Peters, 1994.
- [22] B. Widrow and S. Stearns, *Adaptive Signal Processing*. Englewood Cliffs : Prentice-Hall Inc, 1985.

Manuscrit reçu le 8 mars 1999.

### LES AUTEURS

Hélène LEMAN



Hélène Leman est née en France le 10 mai 1973. Elle a reçu le diplôme d'ingénieur biomédical de l'Université de Technologie de Compiègne en 1996. Elle travaille actuellement dans le Département Génie Biomédical de l'Université de Technologie de Compiègne, dans le cadre de sa thèse. Sa problématique de recherche inclue le traitement de signal appliqué à l'électromyographie utérine, en vue de caractériser les contractions utérines menant à l'accouchement prématuré.

Catherine MARQUE



Catherine Marque est née en France le 15 Janvier 1958. Elle a reçu son diplôme d'ingénieur de l'Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers en 1980, et son doctorat de l'Université de Technologie de Compiègne en 1987. Elle est actuellement maître de conférences à l'Université de Technologie de Compiègne dans le Département Génie Biomédical, dans lequel elle est responsable de la formation d'ingénieurs biomédicaux. Ses thèmes de recherches incluent le traitement des signaux biomédicaux, ainsi que l'instrumentation médicale.