

Analyse d'images temps-fréquence de signaux Doppler du flux sanguin par modèles déformables

Jean-Marc ODOBEZ¹, Emmanuel ROY^{1,2}, Pierre ABRAHAM²

¹Laboratoire d'Informatique
Institut D'Informatique Claude Chappe
Université du Maine, 72085 Le Mans cedex 9

²Laboratoire de Physiologie et
d'Exploration Fonctionnelle Vasculaire
Rue Haute de Reculée
49045 Angers Cedex

Jean-Marc.Odobez@univ-lemans.fr, Emmanuel.Roy@univ-angers.fr

Résumé – En analyse clinique, l'enveloppe des fréquences maximales de l'écoulement du flux sanguin, obtenue à partir du spectrogramme, est une information pertinente pour caractériser l'écoulement de ce flux et la gravité de sténoses. Les méthodes classiques de traitement du signal visant à l'estimation de cette enveloppe travaillent localement (à un instant donné) et sont perturbées par la présence d'un bruit important ou par l'absence de signal. Dans ce travail, nous proposons une méthode automatique de traitement d'image utilisant des contours déformables, permettant ainsi une approche plus globale. L'application de la méthode à des signaux réels très bruités donne des résultats très satisfaisants, de l'avis d'un expert ainsi que comparativement aux résultats que nous obtenons avec les méthodes classiques.

Abstract – Doppler ultrasound is a widely used technique to study the blood flow velocity and evaluate the severity of an arterial stenosis. The envelope of maximal frequencies in the power spectrum of the signal represents an important information for the characterisation of the blood flow. Classical signal processing techniques usually rely on local observations (i.e. computed at a given time instant). Therefore, they are quite unreliable in presence of low-level signal and/or in noisy environment. In this article, we propose a new automatic method to estimate the maximal frequency profile. It is derived from image processing techniques and based on deformable models. The application of this more global method on real noisy signals gives very promising results, according to a clinical expert and in comparison with the results that we obtain with other classical methods.

1 Introduction

L'analyse en continu de signaux Doppler est une technique couramment utilisée pour analyser l'écoulement du flux sanguin [5, 9, 10, 11]. La vitesse d'écoulement de ce flux peut être estimée à partir du décalage fréquentiel observé dans le signal Doppler retourné par les cellules du sang. Ainsi, l'analyse du spectrogramme (voir fig.a) du signal Doppler permet de caractériser directement la distribution des vitesses d'écoulement du sang dans les artères. L'enveloppe des fréquences maximales¹ est l'une des caractéristiques intéressantes du spectrogramme. Elle peut être utilisée par exemple pour estimer l'index de résistance de Pourcelot, l'index de pulsatilité, ou d'autres paramètres [5] utiles à l'évaluation du degré de sévérité d'une sténose; ou bien, pour effectuer la reconnaissance automatique de types de pathologie ou d'écoulements [11]; ou, dans notre cas, dans le but d'améliorer la détection d'embolies dans le sang (HITS) [10].

La détermination des fréquences maximales se fait généralement par seuillage sur le spectrogramme instantané [11]. Le seuil séparant le signal Doppler utile du bruit est sou-

vent calculé de manière empirique, comme un pourcentage de l'amplitude maximale du spectrogramme [5, 9, 11]. De telles techniques s'appliquent dans le cas de signaux Doppler cérébraux. Dans l'étude du système circulatoire périphérique (jambe, pieds, intestins, ...), la présence de bruit coloré et la variabilité très importante de l'enveloppe des fréquences maximales -en fonction du sujet, de l'artère, du temps- limitent la validité de ces approches.

Le traitement d'image, appliqué à la représentation temps-fréquence peut être une alternative robuste intéressante. Dans [5], les auteurs utilisent le traitement d'image et soulignent l'amélioration apportée par rapport aux techniques classiques qu'ils utilisaient auparavant. Néanmoins, la technique utilisée reste frustrante : préfiltrage de l'image temps-fréquence, seuillage puis extraction de contour sur l'image binaire. Afin d'extraire le profil Doppler de manière plus globale, nous proposons une approche reposant sur l'utilisation de contours déformables 1D [1, 2, 3, 6, 7]. Elle se décompose en deux phases principales : calcul d'un champ d'observations O , à partir duquel le contour est alors estimé.

¹. A laquelle correspond directement l'enveloppe des vitesses maximales.

2 Calcul des observation

Le champ des observations O utilisé dans la phase d'ajustement du contour est obtenue en deux étapes : calcul d'une image temps-fréquence à partir du signal Doppler, puis seuillage automatique de cette image à l'aide d'une approche bayésienne.

2.1 Calcul du spectrogramme

La représentation temps-fréquence utilisée est le spectrogramme. Cette représentation discretisée du signal Doppler $s(n)$ est calculée à l'aide de la formule suivante (voir exemple figure a) :

$$S(n, f) = 10 \log \left| \sum_{m=-N+1}^{N-1} h(m) \cdot s(n\Delta n + m) \cdot e^{-j2\pi fm} \right|^2$$

dans laquelle $h(m)$ est une fenêtre d'analyse, dont le choix influence la résolution spectrale et temporelle de la représentation. Nous avons retenu ici une fenêtre de Hanning de durée 22ms [10].

D'autres distributions temps-fréquence ont été proposées pour améliorer l'estimation spectrale des signaux Doppler [5, 8]. Ces distributions se sont avérées être préférable d'un point de vue théorique. Néanmoins, une étude comparative sur l'utilisation de ces distributions dans un algorithme de détection de Hits [10] appliqué à des signaux réels a montré que le spectrogramme donnait les meilleurs résultats [4].

2.2 Champ des observations

Le champ d'observation retenu correspond à un seuillage du spectrogramme :

$$o(n, f) = \begin{cases} 1 & \text{si } S(n, f) > \text{Seuil} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le seuil est estimé selon un critère de minimisation d'erreur de classification statistique. La distribution des $S(n, f)$ est modélisée comme un mélange de deux distributions gaussiennes $\mathcal{N}(m_i, \sigma_i)$ et d'une distribution uniforme $\text{Unif}(p_0)$ de densité $p_0 = \frac{1}{256}$. Cette dernière permet de prendre en compte les mesures aberrantes comme celles dues par exemple au passage de particules solides dans l'artère. Les paramètres de mélange ainsi que les (m_i, σ_i) , nécessaires au calcul du seuil, sont estimés à l'aide d'une procédure d'"expectation-maximisation" (EM) sur l'histogramme des valeurs mesurées. Plus précisément, afin d'éviter que le signal utile de l'écoulement sanguin soit noyé dans le bruit, seule les valeurs $S(n, f)$ de fréquence $f < f_M$ sont utilisées pour construire l'histogramme. Le paramètre f_M , qui correspond *grosso-modo* à la fréquence maximale que peut prendre le signal doppler utile (quel que soit l'instant considéré), a peut d'incidence sur le résultat. Dans notre cas, il est obtenu automatiquement de la façon suivante. Si l'on note $S_{med}(n, f)$ l'image temps-fréquence filtrée par un filtrage médian 5x5, et

$$S_{Max}(f) = \max_n S_{med}(n, f),$$

f_M est la fréquence pour laquelle la dérivée de $S_{med}(n, f)$ est maximale.

La figure b présente le résultat de cette phase appliquée à la figure a.

3 Estimation de l'enveloppe

La détection de l'enveloppe est posée comme l'estimation au sens du maximum de vraisemblance *a posteriori* (MAP) de l'enveloppe des contours X , connaissant le champ des observations O . L'enveloppe des contours est caractérisée par X_{\max} et X_{\min} qui désignent respectivement l'enveloppe des fréquences maximales et minimales.² Ainsi, l'intérieur de l'enveloppe, noté X^{Int} , est caractérisé par :

$$p = (n, f) \in X^{Int} \iff \{X_{\min}(n) \leq f < X_{\max}(n)\}$$

En modélisant X par un processus markovien gaussien, la détection peut se ramener à la minimisation d'une énergie E de la forme :

$$E(X, O) = Ep(X) + Ed(X, O)$$

dont nous explicitons les termes ci-dessous.

- Ep est un terme de régularisation caractérisant les connaissances *a priori* sur les contours. Dans notre cas, cette énergie vise classiquement à favoriser la continuité des enveloppes. Elle s'exprime de la façon suivante :

$$Ep(X) = \sum_{n_0 \leq n < n_1} Ep1(X, n) + Ep2(X, n) + Ep3(X, n)$$

avec, en notant $l(n) = X_{\max}(n) - X_{\min}(n)$:

$$\begin{aligned} Ep1(X, n) &= \frac{(X_{\max}(n) - X_{\max}(n+1))^2}{\varepsilon_M^2} \\ &\quad + \frac{(\dot{X}_{\max}(n) - \dot{X}_{\max}(n+1))^2}{\varepsilon_M^2} \\ Ep2(X, n) &= \frac{(l(n) - l(n+1))^2}{\varepsilon_l^2} \\ &\quad + \frac{(\dot{l}(n) - \dot{l}(n+1))^2}{\varepsilon_l^2} \\ Ep3(X, n) &= \frac{(X_{\min}(n))^2}{\sigma^2} \end{aligned}$$

où $\dot{X}_{\max}(n)$ désigne la dérivée temporelle au point n de la courbe X_{\max} . $Ep1$ assure la continuité de l'enveloppe des fréquences maximales, $Ep2$ celle de l'intérieur de l'enveloppe des fréquences, et $Ep3$ est un terme qui tire l'enveloppe des fréquences minimales vers 0. Ce dernier terme est essentiellement nécessaire en l'absence d'observations à l'instant considéré.

² Seul X_{\max} nous intéresse véritablement. L'utilisation de X_{\min} nous permet d'éviter de fixer *a priori* la fréquence en dessous de laquelle il n'y a plus de signal (dû à un préfiltrage effectué par la sonde d'acquisition).

- Ed est le terme qui exprime l'adéquation entre les enveloppes et les observations. L'utilisation du contraste dans l'image est inexploitable dans notre cas, compte tenu du faible contraste, du bruit important, et de la présence des HITS. L'énergie retenue vise elle à regrouper à l'intérieur des enveloppes les fréquences de puissance supérieure au seuil ($\sigma = 1$), et à rejeter à l'extérieur (noté X^{Ext}) celles d'énergie faible. L'expression est donc :

$$Ed(X,O) = \sum_{(n,f) \in X^{Int}} |o(n,f) - 1| + \sum_{(n,f) \in X^{Ext}} |o(n,f)|$$

Bien que ce choix paraisse un peu frustré, il a permis d'obtenir de bons résultats, comparativement à l'emploi d'une énergie faisant intervenir des observations non binaires (par exemple, $Seuil - S(n,f)$ si $(n,f) \in X^{Int}$). Néanmoins, nous continuons à rechercher un terme d'énergie encore mieux approprié; par exemple, une énergie basée sur une distance de Mahalanobis, exploitant les paramètres estimés par l'algorithme EM (cf phase 1), ou une énergie intégrant une fonction robuste.

La minimisation est effectuée par recuit-simulé avec une décroissance hyperbolique de la température. La durée de la méthode proposée (complète) est de 4 à 5 secondes sur un Ultra Sparc avec un code non optimisé et redondant.

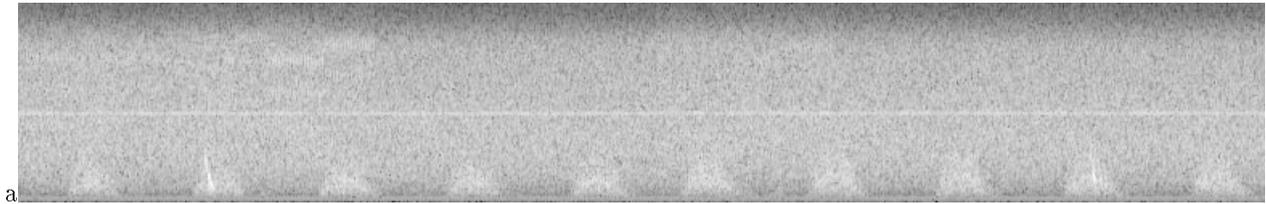
4 Résultats

La méthode, avec une même paramétrisation, appliquée à une vingtaine d'images réelles et fortement bruitées d'écoulements pathologiques, donne des résultats très satisfaisants, comme le montre les figures c, d et g. Dans le cas de l'exemple a, on peut remarquer l'absence de délimitation nette entre le signal doppler de l'écoulement sanguin et le bruit coloré, très important sur cet exemple. L'exemple d est plus simple. Néanmoins, le résultat obtenu par une méthode classique de type "grass-cutting" suivi de seuillage percentile [9] (figure e) est erroné, en raison d'une part de l'absence d'énergie, à certains instant, dans la partie utile du signal et d'autre part de la présence d'un bruit continu dans les moyennes fréquences.

Les recherches actuelles pour améliorer la méthode portent principalement sur les points suivants. Pour accroître la robustesse de l'algorithme, on cherche à exploiter des modèles de contours paramétriques et déformables [7], avec apprentissage statistique. Par ailleurs, l'interaction entre le modèle de contour et les données (c'est-à-dire le terme Ed) nécessite d'être amélioré, de même que la procédure de minimisation de l'énergie totale -en exploitant des techniques multiéchelles par exemple. Enfin, on cherchera à valider la méthode sur des exemples simulés, permettant ainsi de comparer notre algorithme aux estimateurs de fréquence maximales proposés dans la littérature.

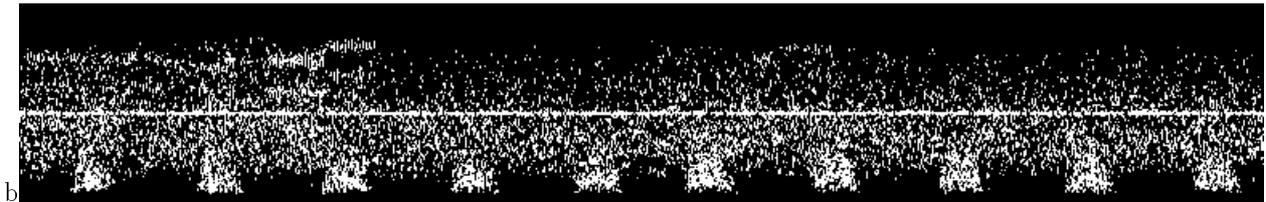
Références

- [1] M.O Berger. *Les contours actifs : modélisation, comportement et convergence*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, février 1991.
- [2] L.D. Cohen et I. Cohen. Finite element methods for active contour models and balloons for 2d and 3d images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 5(11):587-600, novembre 1993.
- [3] T.F. Cootes, A.H. Hill, C.J. Taylor, et J. Haslam. The use of active models for locating structures in medical images. *Image and Vision Computing*, 12(6):355-365, juillet 1994.
- [4] E. Roy, S. Montrésor et P. Abraham. Détection de microembolies périphériques : comparaison de distributions temps-fréquences. Dans *Gretsi, Vannes*, 1999.
- [5] Z. Guo, L. G. Durand, L. Allard, et G. Cloutier H. C. Lee. Classification of lower limb arterial stenoses from doppler blood flow signal analysis with time-frequency representation and pattern recognition techniques. *Ultrasound Med. Biol.*, 20(4):335-346, 1994.
- [6] M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopolous. Snakes : Active contour models. In *Proc. of Int. Conf. Computer Vision*, pages 259-268, Londres, UK, juin 1987.
- [7] C. Kervrann et F. Heitz. Modèles déformables statistiques pour l'analyse de structure 2D dans une séquence d'images. *Technique et Science Informatiques*, 16(3):325-354, mars 1997.
- [8] K. Marasek et A. Nowicky. Comparison of the performance of three maximum doppler frequency estimators coupled with different spectral estimation methods. *Ultrasound Med. Biol.*, 20(7):629-638, 1994.
- [9] L. Mo, L. Yun, et R. Cobbold. Comparison of four digital maximum frequency estimators for doppler ultrasound. *Ultrasound Med. Biol.*, 14(5):355-363, 1988.
- [10] E. Roy, S. Montrésor, P. Abraham, et J. L. Saumet. Spectrogram analysis of arterial doppler signals for off-line automated hits detection. *Ultrasound Med. Biol.*, en impression, 1998.
- [11] I. Wright, N. Gough, F. Rakebrandt, M. Wahab, et J. Woodcock. Neural network analysis of doppler ultrasound blood flow signals: a pilot study. *Ultrasound Med. Biol.*, 23(5):683-690, 1997.



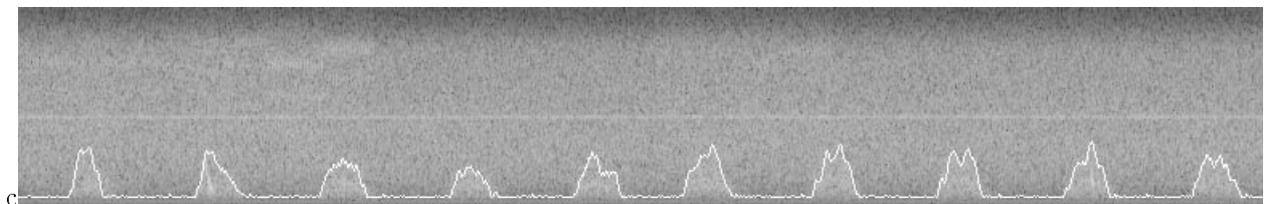
a

Figure a : image temps-fréquence (Spectrogramme) du signal hit1236



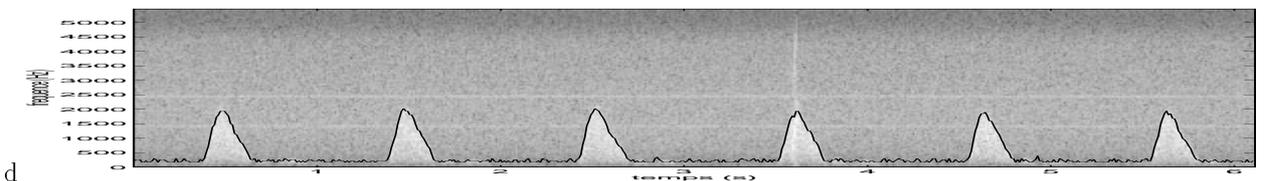
b

Figure b : champ des observations O obtenu par seuillage automatique du spectrogramme a)



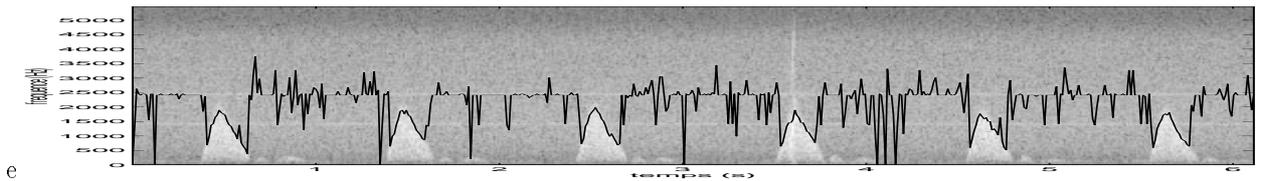
c

Figure c : profil doppler des fréquences maximales estimé (en blanc)



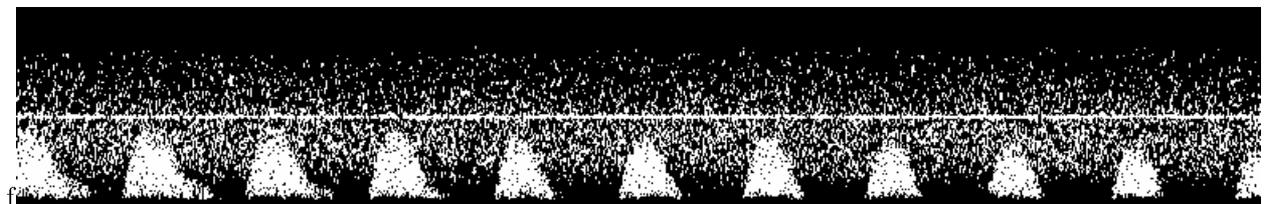
d

Figure d : profil doppler (en noir) du signal hit27



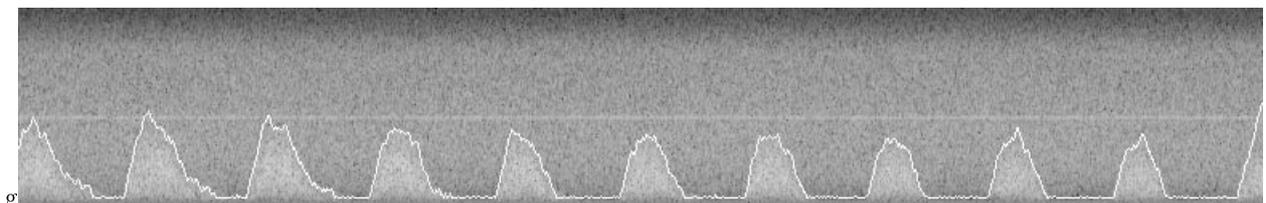
e

Figure e : résultat obtenu par une méthode de type "grass-cutting" plus seuillage percentile [9] sur hit27



f

Figure f : champ des observations O obtenu par seuillage automatique du spectrogramme de hit1237



g

Figure g : profil doppler des fréquences maximales estimé (en blanc) à partir de f