



HAL
open science

ÉTUDE DE LA DISTRIBUTION DES VITESSES D'UN ÉCOULEMENT SANGUIN PAR VÉLOCIMÉTRIE DOPPLER ULTRASONORE

A. Herment, G. Demoment

► **To cite this version:**

A. Herment, G. Demoment. ÉTUDE DE LA DISTRIBUTION DES VITESSES D'UN ÉCOULEMENT SANGUIN PAR VÉLOCIMÉTRIE DOPPLER ULTRASONORE. *Journal de Physique Colloques*, 1990, 51 (C2), pp.C2-753-C2-756. 10.1051/jphyscol:19902175 . jpa-00230479

HAL Id: jpa-00230479

<https://hal.science/jpa-00230479>

Submitted on 4 Feb 2008

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.

ÉTUDE DE LA DISTRIBUTION DES VITESSES D'UN ÉCOULEMENT SANGUIN PAR VÉLOCIMÉTRIE DOPPLER ULTRASONORE

A. HERMENT et G. DEMOMENT*

Instrumentation et Dynamique Cardio-Vasculaire (U256 INSERM), Hôpital Broussais, F-75674 Paris Cedex, France

** Laboratoire des Signaux et Systèmes (CNRS/ESE/UPS), Plateau de Moulon, F-91192 Gif-sur-Yvette Cedex, France*

RÉSUMÉ – Nous présentons une application des développements récents de la théorie du signal et de la microinformatique à l'analyse des signaux de vélocimétrie Doppler. Ces derniers sont représentés par un modèle autorégressif d'ordre très élevé dont les paramètres sont estimés par des méthodes de régularisation pour stabiliser le problème. Le calcul s'effectue à l'aide d'un algorithme rapide qui est mis en œuvre en temps-réel sur un processeur de traitement du signal. Nous présentons une comparaison entre notre méthode et les méthodes usuelles sur des signaux réels enregistrés *in vitro*.

ABSTRACT – We developed a new spectral analysis method of Doppler ultrasonic blood flow signals which relies on (i) using high-order autoregressive models whose parameters are estimated through regularization techniques to avoid stability problems, and (ii) on computing the parameters with a fast algorithm which is implemented in real-time on a digital signal processor. A comparison is shown with conventional techniques on Doppler signals collected *in vitro*.

Ce projet commun au CNRS et à l'INSERM a bénéficié d'une aide de l'ANVAR.

1. INTRODUCTION

La vélocimétrie Doppler ultrasonore a connu un développement considérable en médecine car elle permet l'étude non invasive de l'écoulement du sang dans les cavités cardiaques ainsi que dans de très nombreux sites vasculaires. Elle est actuellement l'objet de nombreuses études techniques et cliniques. En effet, les limitations de cette méthode ne sont plus tellement technologiques, mais elles résultent plutôt des lois mêmes de l'acoustique, et une meilleure utilisation de cette technique nécessite une analyse de plus en plus fine des signaux recueillis.

Cette communication a pour but de montrer l'intérêt d'une nouvelle méthode d'analyse spectrale pour l'interprétation des signaux Doppler. Les principes de la vélocimétrie ultrasonore seront d'abord brièvement rappelés, puis une étude des caractéristiques propres aux signaux Doppler permettra de définir les contraintes inhérentes à cette analyse. La méthode d'analyse spectrale proposée sera ensuite brièvement exposée. Enfin, ses résultats seront comparés à ceux d'une méthode plus conventionnelle, sur des écoulements caractéristiques des pathologies habituellement rencontrées.

2. VÉLOCIMÉTRIE DOPPLER

2.1 – Principe.

La structure générale d'un vélocimètre Doppler est rappelée sur la Figure 1 [2]. Elle se compose d'une section d'émission qui amplifie le signal sinusoïdal délivré par un oscillateur (fréquence comprise entre 2 et 15 MHz). Un transducteur électro-acoustique transforme ce signal en une onde ultrasonore qui est

rétrodiffusée par les hématies en mouvement. Ce signal est ensuite recueilli et amplifié. Sa démodulation synchrone permet d'obtenir un signal de basse fréquence (inférieure à 15 KHz) et à valeurs complexes qui comporte toute l'information utile sur l'écoulement, et notamment son sens. Un filtrage permet enfin d'éliminer certaines composantes parasites, de très basse fréquence mais très énergétiques, qui sont dues au mouvement des parois vasculaires et à l'appareillage. L'extraction d'information pour le diagnostic est effectuée soit par simple analyse auditive du signal Doppler, soit par analyse spectrale numérique.

2.2 – Caractéristiques du signal Doppler.

L'histogramme des vitesses dans l'écoulement étudié (distribution, en fonction de la vitesse, du nombre d'hématies ayant une vitesse donnée) est un outil qui permet de caractériser les flux sanguins. Moyennant des hypothèses simplificatrices d'homogénéité du champ ultrasonore émis et de rétrodiffusion au premier ordre de l'onde acoustique par les hématies, il est possible de montrer qu'il y a équivalence entre la puissance du signal reçu à une fréquence donnée et le nombre d'hématies se déplaçant à la vitesse correspondante [1]. La densité spectrale de puissance (d.s.p.) du signal Doppler constitue donc une image de l'histogramme des vitesses de l'écoulement.

Le cœur étant une pompe pulsatile, les écoulements artériels et cardiaques varient très rapidement au cours du cycle cardiaque. Cette variabilité est une source de difficultés importantes dans l'étude des signaux Doppler. En effet, une analyse de ces signaux avec une méthode usuelle imposerait qu'ils soient stationnaires sur des durées de l'ordre de 40 ms au moins pour obtenir une résolution fréquentielle suffisante. Mais si cette condition se trouve remplie pendant la diastole chez le sujet

normal, elle est loin d'être vérifiée au moment de l'éjection cardiaque où le temps de stationnarité du signal ne dépasse pas 5 ms, et elle est *a fortiori* irréaliste dans certaines pathologies cardiovasculaires.

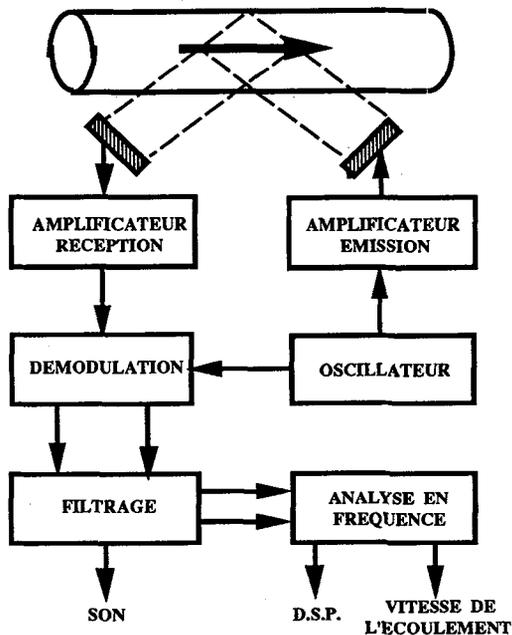


Figure 1 - Schéma de principe d'un vélocimètre Doppler.

2.3 - Contraintes sur l'analyse du signal Doppler.

En résumé, une exploitation correcte de l'information Doppler doit satisfaire cinq conditions:

- Analyse spectrale en temps-réel pour satisfaire les exigences de l'examen clinique.
- Traitement de signaux à valeurs complexes pour assurer une analyse directionnelle de l'écoulement.
- Traitement par fenêtres de courte durée afin de prendre en compte la forte non-stationnarité des signaux.
- Bonne résolution fréquentielle pour une caractérisation précise des flux.
- Séparation correcte entre l'information propre à l'écoulement et toutes les dégradations de l'image spectrale telles que la variance excessive de l'estimation.

3. ANALYSE DU SIGNAL DOPPLER

3.1 - État de l'art.

Pour satisfaire la contrainte du temps-réel, les techniques de calcul de la d.s.p. de chacun des blocs de données qui sont actuellement utilisées dans les échographes médicaux du commerce sont du type périodogramme calculé par FFT. Mais ces méthodes conduisent à un médiocre compromis entre la résolution fréquentielle et la longueur de la fenêtre d'analyse, ce qui se traduit par des résultats de mauvaise qualité lorsque cette longueur est de quelques dizaines d'échantillons. Des études récentes ont proposé d'utiliser des méthodes paramétriques qui fournissent dans ce cas des résultats

de meilleure qualité statistique. Mais ces résultats souffrent encore des limitations des estimateurs correspondants.

Supposons par exemple que le signal Doppler soit décrit par le modèle autorégressif (AR) suivant:

$$y(n) = z(n) + b(n) \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (3.1)$$

$$z(n) = \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) = \mathbf{a}^t \mathbf{y}_p(n) \quad (3.2)$$

$$\mathbf{a}^t = [a_p, a_{p-1}, \dots, a_1] \quad (3.3)$$

$$\mathbf{y}_p(n)^t = [y(n-p), \dots, y(n-1)] \quad (3.4)$$

où \mathbf{a} est le vecteur des coefficients du modèle dont l'ordre est p , et où $b(n)$ est un bruit blanc gaussien, complexe, centré, de variance σ^2 et stérilement invariant, représentant le processus générateur du signal. La d.s.p. s'en déduit par:

$$g_Y(f) = \sigma^2 \left| 1 - \sum_{k=1}^p a_k e^{-2i\pi f k} \right|^{-2} \quad -\frac{1}{2} \leq f \leq \frac{1}{2} \quad (3.5)$$

Les méthodes paramétriques, ou modernes, d'analyse spectrale de tels signaux minimisent souvent un critère des moindres carrés de la forme:

$$J_1(\mathbf{a}) = \sum_{n=1}^N [y(n) - z(n)]^2 \quad (3.6)$$

La linéarité du modèle (3.2), combinée au caractère quadratique du critère (3.6), conduit à des solutions simples qui peuvent être mises en œuvre par des algorithmes rapides [3]. Mais le problème principal est celui du choix de l'ordre p . Le modèle AR n'est qu'une approximation plus ou moins grossière du vrai signal [1, 9], et un ordre élevé est nécessaire pour une bonne approximation [5]. Or, quand l'ordre est élevé (p comparable à N), les d.s.p. obtenues avec les méthodes des moindres-carrés souffrent de la variabilité excessive des statistiques utilisées, le problème d'estimation devient "mal-posé" [6].

Pour remédier à ce défaut, d'autres méthodes ont été proposées. Elles emploient des modèles autorégressifs à moyenne ajustée (ARMA) qui nécessitent en général des ordres plus faibles [9], mais l'estimation des paramètres correspondants devient alors un problème non linéaire dont la résolution est assez lourde.

Nous avons donc choisi de conserver le modèle AR d'ordre très élevé, et de changer la méthode d'estimation des moindres carrés qui n'est pas adaptée à un problème mal-posé. L'approche retenue consiste dans ce cas à régulariser le problème.

3.2 - Modèle AR long et douceur spectrale.

La régularisation d'un problème mal-posé est équivalente à l'ajout d'une information *a priori* sur la solution pour en stabiliser le calcul. Ceci peut être fait en minimisant le critère composite suivant:

$$J_1(\mathbf{a}) + \mu J_2(\mathbf{a}) \quad (3.7)$$

où $J_2(\mathbf{a})$ est une fonctionnelle régularisante choisie de manière à traduire cet *a priori*. Il existe une grande variété de fonctionnelles régularisantes. Dans le cas de l'analyse spectrale d'un processus, on considère une contrainte de douceur dans le domaine fréquentiel [6].

Soit:

$$H(f) = \sum_{m=1}^p a_m e^{-2i\pi f m} \quad (3.8)$$

la réponse en fréquence du filtre blanchisseur du processus étudié. Une mesure de la douceur fréquentielle d'ordre k est donnée par:

$$D_k = \int_{-1/2}^{1/2} \left| \frac{\partial^k H(f)}{\partial f^k} \right|^2 df \quad k = 1, 2, \dots \quad (3.9)$$

On voit qu'une valeur élevée de D_k signifie une réponse non douce (dans le sens où la norme de la différentielle d'ordre k est élevée) en fréquence. Nous utilisons la contrainte d'ordre zéro, ce qui conduit à la fonctionnelle régularisante suivante:

$$J_2(\mathbf{a}) = \mu \sum_{m=1}^p a_m^2 = \mu \mathbf{a}^t \mathbf{a} \quad \mu > 0 \quad (3.10)$$

qui n'est rien d'autre que la norme euclidienne du vecteur \mathbf{a} . μ est un paramètre de compromis. Pour un choix approprié qui sera précisé ultérieurement, les estimées des coefficients AR du modèle permettent en effet de régler l'importance relative de l'*a priori* par rapport aux données. Le problème réside maintenant dans le choix de μ .

3.3 - Détermination du coefficient de régularisation μ .

Ce problème de moindres-carrés régularisés (3.7) a une interprétation bayésienne simple [4, 6] puisque la minimisation de (3.7) équivaut à la maximisation de:

$$V(\mathbf{a}) = \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{n=1}^N [y(n) - z(n)]^2 + \mu \mathbf{a}^t \mathbf{a} \right)\right\} \quad (3.11)$$

La solution $\hat{\mathbf{a}}$ est donc en fait le maximum de la loi *a posteriori* définie par la distribution conditionnelle des données:

$$f(\mathbf{y} / \mathbf{a}, \sigma^2) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{n=1}^N [y(n) - z(n)]^2 \right)\right\} \quad (3.12)$$

et la loi *a priori*:

$$f(\mathbf{a} / \mu, \sigma^2) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \mu \mathbf{a}^t \mathbf{a}\right\} \quad (3.13)$$

On peut donc considérer que cette loi *a priori* spécifie une classe d'estimateurs par l'intermédiaire des paramètres μ et σ^2 . Ce sont les hyperparamètres du problème. Comme les lois sont normales, la vraisemblance (marginale) de ces hyperparamètres est aussi normale et est obtenue par intégration:

$$V(\sigma^2, \mu / \mathbf{y}) = \int f(\mathbf{y} / \mathbf{a}, \sigma^2) f(\mathbf{a} / \mu, \sigma^2) d\mathbf{a} \quad (3.14)$$

Le modèle finalement retenu est celui qui maximise cette vraisemblance par rapport aux hyperparamètres. La méthode est donc doublement adaptative puisque le choix de l'*a priori* dans une fenêtre d'analyse dépend lui-même des données.

3.4 - Aspects calculatoires.

Pour une valeur donnée de μ , le problème de la minimisation effective du critère (3.7) peut être résolu par des algorithmes très variés [6, 7, 8, 9]. Nous avons choisi d'utiliser une méthode récurrente sur le temps, du type "filtrage de Kalman rapide" [4]. Outre le fait qu'elle exploite au mieux les propriétés de décalage des vecteurs $\mathbf{y}_p(n)$ successifs, elle fournit une décomposition des observations en variables aléatoires décorréelées, les innovations, ce qui simplifie le calcul des vraisemblances marginales (3.14).

4. QUELQUES RÉSULTATS OBTENUS

Les signaux Doppler utilisés pour montrer l'intérêt de la méthode ont été relevés sur banc hydraulique, en régime pulsatile et en aval d'une sténose (rétrécissement). Ils ont été mesurés dans trois régions caractérisées par des régimes d'écoulement très différents et représentatifs des principaux flux normaux ou pathologiques. Ces localisations sont repérées sur la Figure 2.

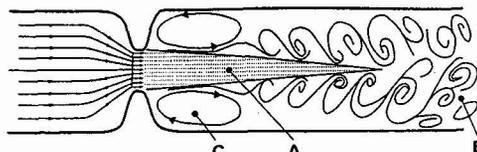


Figure 2 - Dispositif expérimental comprenant une sténose.
En A: zone laminaire, en B: zone turbulente,
en C: zone de recirculation tourbillonnaire.

L'écoulement au niveau du jet post-sténotique (A) est de type laminaire, il est caractérisé par une d.s.p. très étroite traduisant une grande homogénéité du champ des vitesses. L'écoulement relevé en aval, dans la région de dispersion du jet (B) est très perturbé, les vitesses élémentaires des particules ont des valeurs et des orientations pratiquement aléatoires, la d.s.p. correspondante est caractérisée par un étalement significatif durant toute la phase rapide de l'écoulement. Enfin, immédiatement derrière la sténose et à proximité de la paroi (C) se développe un écoulement tourbillonnaire à faible vitesse. La d.s.p. correspondante à cette zone de recirculation évolue lentement autour de la fréquence nulle.

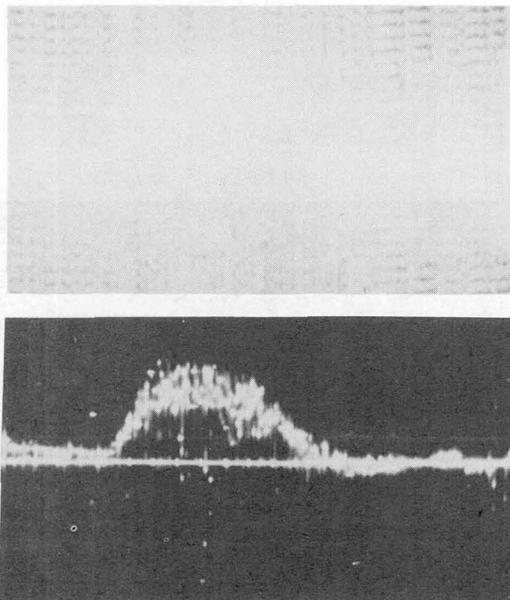


Figure 3 - Comparaison entre les analyses effectuées par une méthode conventionnelle (en haut) et par notre méthode (en bas).
Écoulement laminaire (zone A).

Les Figures 3, 4 et 5 présentent les d.s.p. obtenues par un périodogramme utilisant une FFT (en haut) et par notre méthode (en bas), sur des fenêtres de signal de $N = 32$ échantillons.

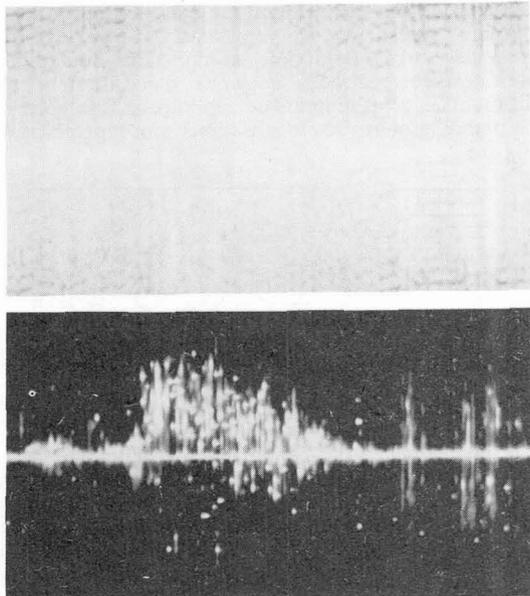


Figure 4 – Comparaison entre les analyses effectuées par une méthode conventionnelle (en haut) et par notre méthode (en bas). Écoulement turbulent (zone B).

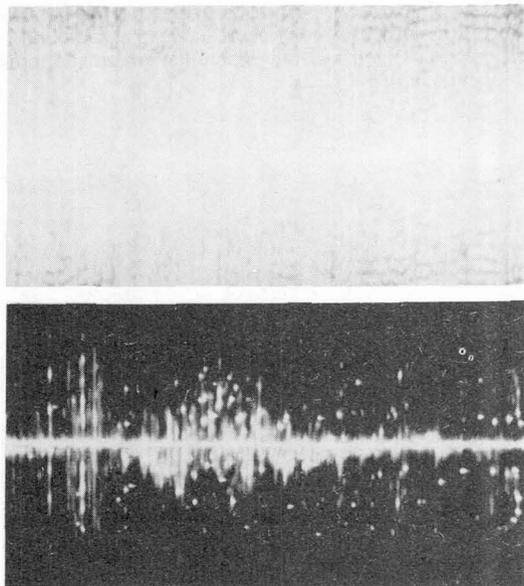


Figure 5 – Comparaison entre les analyses effectuées par une méthode conventionnelle (en haut) et par notre méthode (en bas). Écoulement tourbillonnaire (zone C).

La présentation habituelle en vélocimétrie Doppler a été utilisée. L'axe horizontal représente le temps s'écoulant durant le cycle de pompe (cycle cardiaque). L'axe vertical est orienté dans le sens des fréquences Doppler positives. Enfin la densité de puissance est traduite en échelle de gris logarithmique. La comparaison

de ces différentes nappes spectrales montre à l'évidence que les caractéristiques des différents écoulements sont mieux mises en évidence sur les nappes obtenues avec la méthode développée, en raison notamment de la réduction importante de la variance propre de l'outil d'analyse spectrale.

5. CONCLUSION

L'analyse spectrale des signaux de vélocimétrie Doppler ultrasonore est un outil qui permet de bien décrire les flux sanguins normaux et pathologiques. Les systèmes actuels effectuent une analyse en temps-réel en calculant des périodogrammes à l'aide d'un algorithme de FFT. Un nouvel estimateur de la densité spectrale de puissance des signaux Doppler a été développé. Son application à l'étude des flux post-sténotiques a permis de montrer son intérêt par rapport à l'approche usuelle. Cet estimateur est actuellement implanté sur un processeur spécialisé en traitement du signal et destiné à être placé en évaluation clinique.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Angelsen, B.A.J., "A theoretical study of the scattering of ultrasound from blood", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, **BME-27**, (1980), pp.61-67.
- [2] Azimi, M., and Kak, A.C., "An analytical study of Doppler ultrasound systems", *Ultrasonic Imaging*, **7**, (1985), pp.1-48.
- [3] Demoment, G., "Equations de Chandrasekhar et algorithmes rapides pour le traitement du signal et de l'image" *Traitement du signal*, **6**, (1989), pp.103-115.
- [4] Demoment, G., Houacine, A., Herment, A., and Mouttapa, I., "Adaptive Bayesian Spectrum Estimation", *Proc. 4th Workshop Spectrum Estim. Modeling*, Minneapolis, (Aug.1988), pp.33-38.
- [5] Kaluzynski, K., "Analysis of application possibilities of autoregressive modelling to Doppler blood flow signal spectral analysis", *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, **25**, (1987), pp.373-376.
- [6] Kitagawa, G., and Gersch, W., "A smoothness priors long AR model method for spectral estimation", *IEEE Trans. Automatic Control*, **AC-30**, (1985), pp.57-65.
- [7] Schlindwein, F.S., and Evans, D.H., "A real-time autoregressive spectrum analyser for Doppler ultrasound signals", *Ultrasound in Med. & Biol.*, **15**, (1989), pp.263-272.
- [8] Skagen, D.W., "Estimation of running frequency spectra using a Kalman filtering algorithm", *J. Biomed. Eng.*, **10**, (1988), pp.275-279.
- [9] Vaitkus, P.J., and Cobbold, R.S.C., "A comparative study and assessment of Doppler ultrasound spectral estimation techniques", *Ultrasound in Med. & Biol.*, **14**, (1988), pp.661-688.