

Lissage et segmentation d'images multiparamétriques ultrasonores par une approche « *mean shift* »

F. DAVIGNON¹, T. GRENIER¹, C. REVOL-MULLER¹, G. GIMENEZ¹, O. BASSET¹

¹CREATIS, CNRS UMR 5515, Inserm U 630, Bât. B. Pascal, 69621 Villeurbanne, France

{davignon, grenier, muller, gimenez, basset}@creatis.insa-lyon.fr

Résumé – Les approches multi-paramétriques permettent d'améliorer la segmentation des données ultrasonores. Dans cet article, nous proposons une méthode « *Mean Shift* » appliquée à des images Multi-Paramétriques (MSMP). Deux traitements réalisés dans le domaine joint spatial-amplitude sont décrits : d'une part, un lissage MSMP qui applique aux données un filtrage multidimensionnel et d'autre part, une segmentation MSMP basée sur l'ensemble des composantes filtrées. Cette approche de segmentation est particulièrement intéressante par son caractère non supervisé. Les méthodes développées ont été testées avec succès sur trois jeux de données simulés illustrant des caractéristiques acoustiques différentes en terme de densité de diffuseurs et d'échogénéité.

Abstract – *Segmentation of ultrasound data is improved when using multi-parametric approach. In this paper we propose the use of Multi-Parametric Mean Shift procedure (MPMS). Two derived processes are described: MPMS smoothing which achieves a multi-parametric filtering in the spatial-range domain and MPMS segmentation which takes benefit of this filtering for segmenting the multidimensional data. MPMS segmentation is particularly attractive, since it achieves an unsupervised segmentation. These methods were positively tested on three sets of simulated ultrasonic data, representative of various scatterers densities and also various scattering conditions.*

1. Introduction

De nombreuses méthodes ont été proposées pour la segmentation de données ultrasonores. La plupart d'entre elles mettent en œuvre un contour actif [1] ou un contexte bayésien [2] s'appuyant sur l'intensité des pixels pour définir une fonction d'énergie qui caractérise un contour ou une région homogène. La qualité médiocre des images ultrasonores conventionnelles et le faible contraste qui existe entre les différents tissus rendent difficile une segmentation automatique. Dans cette étude, nous proposons une méthode de segmentation qui s'appuie sur plusieurs images paramétriques calculées à partir des signaux ultrasonores enveloppe ou Radio-Fréquence (RF). Tout d'abord, un filtrage multidimensionnel basé sur la technique des « *mean shift* » est réalisé conjointement dans le domaine spatial et le domaine des amplitudes. Cette technique consiste à attribuer à chaque pixel un mode local de la distribution sous-jacente. Ces modes sont identifiés par le déplacement itératif d'un noyau dans le domaine joint spatial-amplitude. La segmentation finale s'obtient à partir des images filtrées en fusionnant en régions les pixels convergeant vers des modes voisins. Nous avons testé avec succès notre méthode sur un jeu de données ultrasonores simulé, représentant diverses conditions de diffusion et diverses densités de diffuseurs.

2. Données ultrasonores et images paramétriques

L'image conventionnelle est construite à partir de l'enveloppe du signal RF. D'autres paramètres liés aux propriétés acoustiques des tissus peuvent être extraits à partir du signal RF. Ils peuvent apporter des informations sur la répartition spatiale ou sur les propriétés échogènes des diffuseurs. Dans notre application, nous avons considéré l'enveloppe du signal RF ainsi que deux paramètres

acoustiques. Le premier paramètre, α_2 , estime la densité de diffuseurs alors que le second, Ω , relié à la distribution de Nakagami, reflète les conditions de diffusion dans le tissu. La méthode proposée est testée sur des données ultrasonores simulées avec le logiciel Field [3]. α_2 et Ω sont estimés localement sur les données enveloppe et permettent de construire des images paramétriques. Les amplitudes de ces trois images sont normalisées entre 0 et 255.

2.1 Estimateur de densité $\hat{\alpha}_2$

L'organisation spatiale des diffuseurs peut être estimée à partir de l'image enveloppe [4] et peut être caractérisée par un estimateur de densité. [5]. Nous utilisons l'estimateur de densité $\hat{\alpha}_2$ proposé par Ossant et al. [6] qui est basé sur les moments de l'image d'ordres peu élevés.

2.2 Distribution de Nakagami

Relativement à la densité de diffuseurs, la distribution de Nakagami [7] englobe les différents modèles de distribution statistique de l'image enveloppe : Rayleigh, pré-Rayleigh (K-distribution) et post-Rayleigh (Rice). Sa densité de probabilité est définie par la fonction suivante :

$$f(A) = \frac{2m^m A^{2m-1}}{\Gamma(m)\Omega^m} \exp\left(-\frac{m}{\Omega} A^2\right) U(A) \quad (1)$$

$U(A)$ étant la fonction échelon unité. m et Ω sont estimés par les expressions :

$$m = \frac{\Omega^2}{E[A^2 - \Omega]^2} \quad \text{et} \quad \Omega = E[A^2] \quad (2)$$

Ω est un paramètre d'échelle ; m est un paramètre de forme de la distribution de Nakagami.

2.3 Fantômes numériques

Nous avons créé trois fantômes numériques, ce qui nous donne trois jeux de données ultrasonores. Ils simulent la présence de lésions au sein d'un tissu. Le premier fantôme est une lésion hypo-échogène à faible densité de diffuseurs (*jeu 1*), le deuxième consiste en une lésion hyper-échogène à forte densité (*jeu 2*) et le troisième montre une lésion à faible densité (*jeu 3*).

3. « Mean shift » multidimensionnel

La méthode « *mean shift* » est un estimateur du gradient de densité non paramétrique développé par Fukunaga et Hostetler en 1975 [8] et exploité récemment par Comaniciu et Meer [9, 10] pour le traitement d'image. Le cadre « *mean shift* » est intéressant car il prend en compte simultanément des informations spatiales (position des pixels dans le domaine spatial \mathbb{R}^s) et d'amplitude (niveau de gris, couleur ou information spectrale dans le domaine d'amplitude \mathbb{R}^r). Le domaine résultant est représenté par un espace euclidien \mathbb{R}^d de dimension d , avec $d = s + r$. La méthode « *mean shift* » a l'avantage de ne reposer sur aucun a priori sur la distribution des intensités des pixels. Dans cet article, nous proposons un algorithme de « *Mean Shift* » multidimensionnel pour prendre en compte les données Multi-Paramétriques calculées à partir de l'image enveloppe du signal RF ultrasonore. Nous nommons cet algorithme MSMP.

3.1 Principe de la méthode « *mean shift* »

La méthode « *mean shift* » est décrite dans [10]. C'est une technique d'estimation non paramétrique basée sur l'utilisation d'un noyau. Elle consiste à détecter les modes de la fonction de densité sous-jacente. L'algorithme « *mean shift* » est basé sur l'estimateur multidimensionnel de densité pour un ensemble de n points $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1,\dots,n}$ dans \mathbb{R}^d :

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \quad (3)$$

Le noyau K est une fonction symétrique, positive ou nulle, centrée sur 0 et dont l'intégrale vaut 1. \mathbf{H} est une matrice de largeurs de bande, symétrique, définie positive qui normalise le support du noyau :

$$K_{\mathbf{H}}(\mathbf{u}) = (\det[\mathbf{H}])^{-\frac{1}{2}} K\left(\mathbf{H}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{u}\right) \quad (4)$$

Dans notre application, \mathbf{H} se restreint à une matrice diagonale. Chaque élément h_m ($m = 1, \dots, d$) de la matrice est le paramètre d'échelle de la $m^{\text{ième}}$ dimension de l'espace euclidien \mathbb{R}^d de dimension d . Le vecteur « *mean shift* » $M(\mathbf{x})$ est défini par :

$$M(\mathbf{x}) = \left(\sum_{i=1}^n g(d[\mathbf{x}, \mathbf{x}_i, \mathbf{H}]^2) \right)^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g(d[\mathbf{x}, \mathbf{x}_i, \mathbf{H}]^2) - \mathbf{x} \quad (5)$$

où $g(u) = -k'(u)$, k étant le profil associé à K et $d[\mathbf{x}, \mathbf{x}_i, \mathbf{H}]^2$ représente le carré de la distance de Mahalanobis entre \mathbf{x} et \mathbf{x}_i .

Il a été montré que $M(\mathbf{x})$ est une estimation du gradient normalisé de la distribution sous-jacente. La principale propriété de cet estimateur réside dans sa convergence lorsqu'il est appliqué itérativement. L'algorithme « *mean*

shift » consiste donc en un calcul itératif du vecteur $M(\mathbf{x})$ suivi de la translation du noyau par $M(\mathbf{x})$. On peut montrer que ce processus converge vers le point de gradient nul, soit $\|M(\mathbf{x})\| \approx 0$.

Partant d'un point $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{[0]}$, les emplacements successifs du noyau se retrouvent dans la séquence $\{\mathbf{x}^{[l]}\}$ donnée dans l'expression suivante :

$$\mathbf{x}^{[l+1]} = \left(\sum_{i=1}^n g(d[\mathbf{x}^{[l]}, \mathbf{x}_i, \mathbf{H}]^2) \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g(d[\mathbf{x}^{[l]}, \mathbf{x}_i, \mathbf{H}]^2) \right) \quad (6)$$

A chaque itération, $\|M(\mathbf{x})^{[l+1]}\| = \|\mathbf{x}^{[l+1]} - \mathbf{x}^{[l]}\|$ est évaluée. Le calcul s'arrête lorsque la norme de $M(\mathbf{x})$ est inférieure à un seuil de tolérance. Le point de convergence \mathbf{x}_{conv} correspond au mode de la distribution associé au point de départ $\mathbf{x}^{[0]}$.

3.2 Lissage MSMP

Dans notre application, les données ultrasonores multi paramétriques regroupent trois images paramétriques 2D : l'image enveloppe, une image de la densité locale de diffuseurs et une image du paramètre Ω calculé à partir de la distribution de Nakagami (cf. partie 2). Chaque point \mathbf{x}_i est décrit par cinq coordonnées x_i^j ($j=1, \dots, 5$) : x_i^1 et x_i^2 représentent les coordonnées spatiales et les trois autres indiquent les niveaux de gris des images paramétriques. Le lissage MSMP prend en compte ces 5 dimensions. Le filtrage des données s'obtient en appliquant la technique « *mean shift* » à chaque pixel $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1,\dots,n}$ des données originales et en attribuant à chaque élément des données filtrées $\{\mathbf{y}_i\}_{i=1,\dots,n}$ les composantes du point de convergence \mathbf{x}_{conv} associé à \mathbf{x}_i . Les paramètres requis par MSMP sont les éléments diagonaux de la matrice \mathbf{H} . h^1 et h^2 représentent les paramètres d'échelle spatiaux ; h^3 , h^4 et h^5 représentent les paramètres d'échelle en amplitude. Comme les amplitudes des images paramétriques sont normalisées, nous pouvons utiliser un noyau sphérique pour le domaine spatial ($h^1 = h^2 = h_s$) et un autre pour le domaine d'amplitude ($h^3 = h^4 = h^5 = h_r$). Dans ce cas, les deux paramètres h_s et h_r suffisent.

3.3 Segmentation MSMP

La segmentation finale est déduite de l'image filtrée multidimensionnelle en fusionnant les régions associées à des modes voisins. Les classes sont construites en regroupant les données filtrées dont les distances de Mahalanobis dans le domaine spatial-amplitude n'excèdent pas un seuil fixé. Pour séparer correctement les différentes classes et ainsi améliorer la segmentation, le filtrage MSMP peut être répété plusieurs fois avant cette étape de fusion, la convergence des coordonnées spatiales n'étant pas prise en compte d'une exécution à l'autre.

4. Résultats et discussion

Nous avons testé le lissage MSMP sur les trois jeux de données décrits dans la partie 2 avec $(h_s, h_r) = (10, 70)$. L'image de référence utilisée pour la simulation est montrée dans la figure 2a. Dans les figures 1g, 1h et 1i, on peut observer les effets du filtrage MSMP sur chaque composante d'amplitude du *jeu 1* séparément, ce qui permet d'apprécier la contribution de chaque image paramétrique. Précisons que pour l'appréciation visuelle des résultats, les images filtrées

ci-dessous représentent la valeur d'une des composantes d'amplitude du mode de convergence de chacun des pixels de l'image originale.

On constate que chacune des trois composantes est correctement filtrée et que le MSMP a notamment réduit le « speckle » tout en préservant les discontinuités. A des fins de comparaison, les figures 1d, 1e et 1f montrent les résultats d'un filtrage « mean shift » (MS) classique sur chacune des trois images séparément.

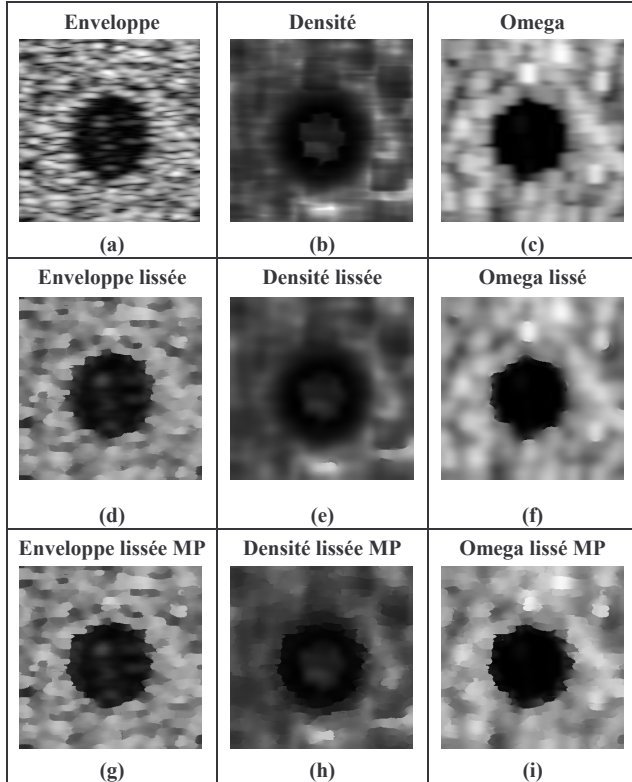


Figure 1 : a), b), c) Composantes d'amplitude du jeu 1 ; d), e), f) lissage obtenu par MS ($h_s=10, h_r=70$) et g), h), i) lissage obtenu par MSMP ($h_s=10, h_r=70$).

Pour plus de clarté, les informations multi paramétriques sont regroupées dans une image unique appelée « image fusionnée ». La valeur de chaque pixel de cette image est déduite du calcul d'une norme particulière appliquée aux composantes d'amplitude :

$$\text{niveau_de_gris}_i = \sqrt{(x_i^3)^2 + (x_i^4)^2 + (x_i^5)^2} \quad (7)$$

Dans la figure 2, nous comparons visuellement une image fusionnée directement d'après les données du jeu 1 avec une image fusionnée obtenue après un filtrage MSMP sur les mêmes données. On observe une plus grande homogénéité dans la seconde image ainsi qu'une zone sombre plus proche du modèle. Le lissage MSMP a donc corrigé en partie la sous-estimation de la lésion due au système d'imagerie ultrasonore.

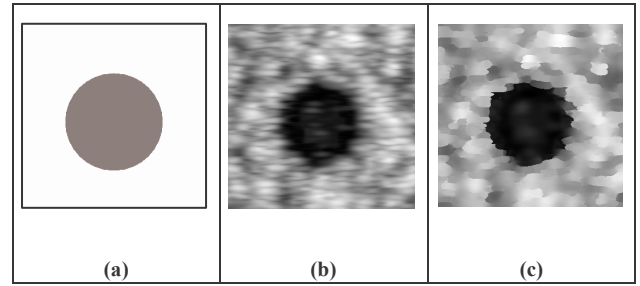


Figure 2 : Comparaison des images fusionnées b) avant et c) après le filtrage MSMP à partir du jeu 1 ; a) image de référence.

Afin de quantifier les effets du lissage MSMP, nous avons appliqué un seuillage automatique d'Otsu [11] sur chaque composante des trois jeux de données, avant et après filtrage. Pour mesurer la précision du seuillage, nous avons calculé un paramètre classique (cdr) correspondant au nombre de pixels correctement classifiés. Les résultats en pourcentage sont donnés dans la figure 3. Celle-ci donne pour chaque image la valeur du cdr . Le nombre de pixels mal classés après filtrage MSMP est réduit en moyenne de 24%.

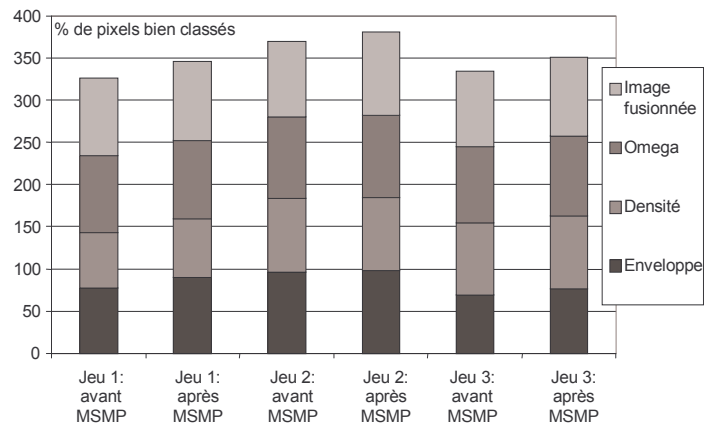


Figure 3 : Paramètre cdr calculé sur les seuillages de Otsu effectués sur chaque composante d'amplitude et sur l'image fusionnée avant et après filtrage MSMP.

La segmentation MSMP est effectuée à partir des données filtrées. Dans le cas présent, le filtrage préliminaire a été itéré 10 fois de manière à accentuer son effet. A chaque itération, une image multidimensionnelle est construite en affectant à chaque pixel les composantes d'amplitude des points de convergence. Dans la figure 4, la segmentation réalisée par MSMP sépare correctement l'objet sombre du fond, sans aucune spécification du nombre de classes. Les valeurs du paramètre cdr sur les 3 jeux de données sont supérieures à 94%, ce qui confirme l'efficacité de notre méthode et sa supériorité par rapport au seuillage automatique des images non filtrées.




| | Jeu 1 | Jeu 2 | Jeu 3 |
|------|---|---|---|
| MSMP |  |  |  |
| cdr | 94,7 | 98,3 | 97,7 |

Figure 4 : Résultats de la segmentation MSMP réalisée sur les 3 jeux de données et évaluation de la précision de la segmentation.

Afin de quantifier les effets de l'approche multiparamétrique, nous avons procédé au seuillage des images obtenues par « *mean shift* » classique sur les données du jeu 1. Dans la Figure 5, on peut constater que les valeurs du paramètre *cdr* sur les 3 images séparées sont toutes inférieures à la valeur obtenue grâce à l'approche MSMP. On voit ainsi l'intérêt d'une approche globale de lissage et de segmentation par rapport à une approche composante par composante.

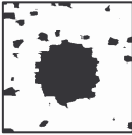


| | Enveloppe | Densité | Omega |
|-----|--|--|--|
| MS |  |  |  |
| cdr | 91,4 | 68,0 | 91,6 |

Figure 5 : Résultats d'un seuillage automatique sur les 3 composantes du jeu 1, filtrées séparément par MS classique et évaluation de la précision de la segmentation.

5. Conclusion

Un algorithme « *mean shift* » multidimensionnel (MSMP) a été testé avec succès pour améliorer la segmentation d'images multiparamétriques calculées à partir de données ultrasonores simulées. Dans notre application, l'aspect multidimensionnel repose sur la combinaison de trois images (enveloppe, densité, paramètre de la distribution de Nakagami). Deux traitements sont décrits : le filtrage MSMP qui réalise un lissage multiparamétrique et la segmentation MSMP qui s'effectue sur l'image filtrée. Nous avons montré l'efficacité du filtrage MSMP en évaluant la qualité d'un seuillage automatique après l'étape de filtrage. De même, la segmentation MSMP, qui prend en compte les cinq composantes filtrées dans le domaine joint spatial-amplitude, dépasse largement les performances du seuillage automatique.

Par ailleurs, l'approche multiparamétrique montre tout son intérêt par rapport à une approche traitant les paramètres séparément.

Cependant, il reste à étudier l'influence du choix des paramètres h_s et h_r sur les performances. Leur détermination optimale fera l'objet de travaux futurs.

Références

- [1] O. Gerard, A. C. Billon, J. M. Rouet, M. Jacob, M. Fradkin et C. Allouche. *Efficient model-based quantification of left ventricular function in 3-D echocardiography*. IEEE Trans Med Imaging, vol. 21, pp. 1059-68, 2002.
- [2] D. Boukerroui, O. Basset, A. Noble et A. Baskurt. *Segmentation of ultrasound images - Multiresolution 2D and 3D algorithm based on global and local statistics*. Pattern Recognition Letters, vol. 24, pp. 779-790, 2003.
- [3] J. A. Jensen et P. Munk. *Computer Fantoms for Simulation Ultrasound B-mode and CFL Images*. présenté à la conférence 23rd Acoust. Imag. Symp., Boston, MA, 1997.
- [4] B. J. Oosterveld, J. M. Thijssen et W. A. Verhoef. *Texture of B-mode echograms: 3-D simulations and experiments of the effects of diffraction and scatterer density*. Ultrason Imaging, vol. 7, pp. 142-60, 1985.
- [5] E. Jakeman et R. J. A. Tough. *Generalized K-distribution : A statistical model for weak scattering*. J. Opt. Soc. Am., vol. 4, pp. 1764-1772, 1987.
- [6] F. Ossant, F. Patat, M. Lebertre, M.-L. Terrierooteraï et L. Pourcelot. *Effective Density Estimators based on the K-distribution: Interest of Low and Fractional Order Moments*. Ultrasonic Imaging, vol. 20, pp. 243-259, 1998.
- [7] P. M. Shankar, V. A. Dumane, J. M. Reid, V. Genis, F. Forsberg, C. W. Piccoli et B. B. Goldberg. *Classification of Ultrasonic B-mode Images of Breast Masses using Nakagami Distribution*. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, vol. 48, pp. 569-580, 2001.
- [8] K. Fukunaga et L. D. Hostetler. *Estimation of the gradient of a density function with applications in pattern recognition.*, vol. IT-21, pp. 32-40, 1975.
- [9] D. Comaniciu et P. Meer. *Mean shift analysis and applications*. présenté à la conférence Proceedings of the 1999 7th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'99), Sep 20-Sep 27 1999, Kerkyra, Greece, 1999.
- [10] D. Comaniciu et P. Meer. *Mean shift: A robust approach toward feature space analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, pp. 603-619, 2002.
- [11] N. Otsu. *Threshold Selection Method From Gray-Level Histograms*. vol. SMC-9, pp. 62-66, 1979.