

« Mean shift » adaptatif pour le lissage d'images ultrasonores

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

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

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

Résumé – Dans les images ultrasonores le contraste est faible : la variance des données d'un tissu homogène peut être importante alors que les statistiques de tissus différents peuvent être très similaires. Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode de filtrage visant à améliorer le contraste dans les images ultrasonores. Cette méthode est basée sur les « *mean shift* » à largeur de bande variable et adaptée aux spécificités des données ultrasonores. Une détermination entièrement automatique des largeurs de bande, à la fois dans le domaine spatial et dans le domaine des amplitudes, est décrite. La méthode proposée, comparée au filtrage *mean shift* adaptatif où la largeur de bande dans le domaine spatial reste fixe, permet d'obtenir de meilleurs résultats.

Abstract – As the variance of the statistics of ultrasonic data in a homogeneous tissue may be rather large and the statistics of different tissues may be very similar, a new filtering approach is proposed to enhance the contrast in ultrasonic images. It is based on the Variable Bandwidth Mean Shift algorithm adapted to the specificities of ultrasonic data. A fully automatic adaptive bandwidth selection in both range and spatial domains is described. Our method was compared to a Variable Bandwidth Mean Shift algorithm based on an adaptive range scale selection and a fixed spatial scale parameter. The results show the superiority of our method.

1. Introduction

Les images ultrasonores se caractérisent par une qualité médiocre et de ce fait, les traitements tels que la segmentation automatique sont des problèmes difficiles [1]. La dégradation de l'image est due principalement au bruit de « *speckle* », à la faible résolution latérale et à l'atténuation qui varie avec la profondeur. De plus, le principe de la formation d'image utilise la focalisation du faisceau ultrasonore, par conséquent la taille de la cellule de résolution n'est pas constante le long de la direction de propagation. La variance des statistiques dans un tissu homogène pouvant être relativement importante et les statistiques de tissus différents pouvant être très semblables, plusieurs techniques sont proposées dans la littérature pour augmenter le contraste des données ultrasonores. Parmi celles-ci, on trouve la composition spatiale ou fréquentielle, différentes approches de filtrage [2], des techniques de diffusion anisotropique [3]. Dans cette étude une nouvelle approche de filtrage est proposée. Elle est basée sur l'algorithme des « *Mean Shift* » et adaptée aux spécificités des données ultrasonores. En effet, notre technique associe à chaque pixel un paramètre d'échelle en amplitude, calculé à partir des données images, et un paramètre d'échelle spatial, obtenu à partir de la connaissance a priori de la résolution de la sonde ultrasonore. Nous montrons l'apport de ce filtrage adaptatif à la fois en amplitude et en spatial (MSA A+S), sur la méthode existante mais adaptative seulement en amplitude (MSAA).

2. Images ultrasonores

Afin d'évaluer l'efficacité de notre méthode, un fantôme numérique a été synthétisé avec le logiciel Field [4]. Le fantôme réalisé contient 100 000 diffuseurs disposés aléatoirement et dont les valeurs d'échogénéité suivent une loi normale. Dans un cylindre de 10 mm de diamètre, placé au

centre du fantôme, les valeurs d'échogénéité des diffuseurs sont divisées par 10. La Figure 1 illustre la géométrie du fantôme.

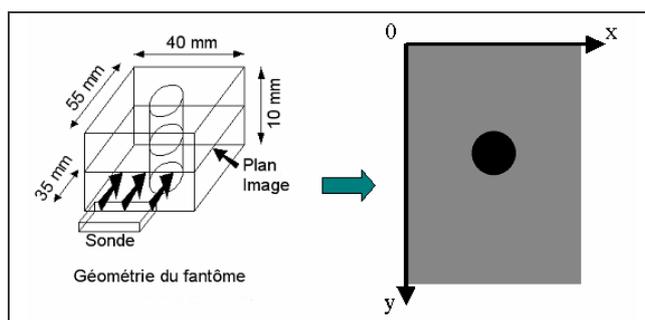


Figure 1: Géométrie du fantôme.

La fréquence de la sonde est de 3.5 MHz. Sa zone focale est centrée sur l'inclusion. Les 50 lignes RF obtenues sont échantillonnées à 100 MHz. L'enveloppe du signal est ensuite détectée afin de générer une image échographique de dimension 50×358 pixels.

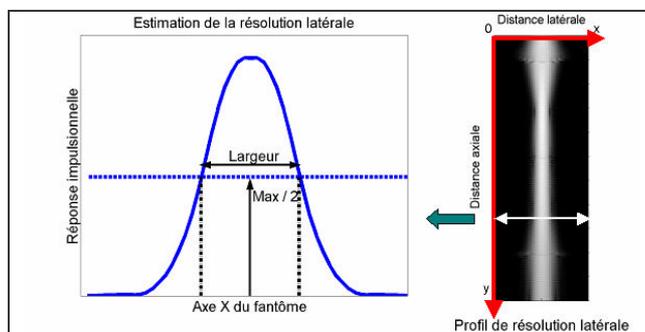


Figure 2: Profil de résolution latérale de la sonde.

La résolution latérale, qui varie avec la profondeur (axe y) est liée à la réponse impulsionnelle du système d'imagerie. La

réponse impulsionnelle latérale, illustrée par la Figure 2 à droite, peut être estimée comme la largeur à mi-hauteur du profil latéral de la réponse impulsionnelle (Figure 2 – gauche).

3. Mean shift adaptatif (MSA A+S)

La méthode *mean shift* est un estimateur non paramétrique du gradient de densité basé sur l'utilisation de noyau. Elle a été introduite en 1975 par Fukunaga et Hostetler [5]. Récemment, Comaniciu et Meer [6] [7] l'ont exploitée pour le traitement d'image. Les *mean shift* se distinguent des autres méthodes de filtrage par la prise en compte simultanée de l'information spatiale (position des pixels dans le domaine spatial R^s) et de l'information d'amplitude (niveaux de gris, couleur ou information spectrale dans le domaine d'amplitude R^r). Ainsi, l'espace utilisé est un espace euclidien de dimension d , noté R^d , avec $d = s + r$, nommé domaine spatial-amplitude. La méthode *mean shift* étant un estimateur non paramétrique, elle ne nécessite aucun a priori sur les densités de probabilité des différentes informations. Cependant, sa principale limite réside dans le choix du paramètre d'échelle (aussi appelé largeur de bande) du noyau sur lequel est réalisé l'estimation. Une version des *mean shift* avec une largeur de bande Adaptative en Amplitude (MSA A) a été proposée dans [8] et a conduit à une amélioration nette des résultats par rapport à la méthode classique non adaptative.

Nous proposons dans ce papier un filtrage *mean shift* où la largeur de bande s'adapte dans les deux domaines (MSA A+S). Une innovation de notre méthode consiste à prendre en compte de l'information a priori sur l'imagerie ultrasonore, en particulier la variation de la résolution latérale de la sonde ultrasonore.

3.1 Principe des *mean shift* adaptatifs

La méthode *mean shift* adaptative est largement décrite dans [8]. Elle permet détecter les modes d'une fonction de densité. L'algorithme des *mean shift* adaptatif est basé sur l'estimateur de densité défini dans l'équation 1. Pour un ensemble $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1..n}$ de n points de R^d , on a :

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

Le noyau K est une fonction symétrique, positive ou nulle, centrée sur 0 et dont l'intégrale vaut 1. Les matrices \mathbf{H}_i , symétriques et définies positives, sont les largeurs de bande associées à chaque point \mathbf{x}_i ,

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

Le vecteur de *mean shift* $M(\mathbf{x})$ est défini dans l'équation 3 :

$$M(\mathbf{x}) = \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{Q}_i(\mathbf{x}) \right)^{-1} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{Q}_i(\mathbf{x}) - \mathbf{x} \quad (3)$$

où $\mathbf{Q}_i(\mathbf{x}) = (\det[\mathbf{H}_i])^{-\frac{1}{2}} \cdot \mathbf{H}_i^{-1} \cdot g(d[\mathbf{x}, \mathbf{x}_i, \mathbf{H}_i]^2)$, (4) avec $g(u) = -k'(u)$, k étant le profil associé à K , et $d[\mathbf{x}, \mathbf{x}_i, \mathbf{H}_i]$ représentant la distance de Mahalanobis entre \mathbf{x} et \mathbf{x}_i .

Il a été démontré que $M(\mathbf{x})$ est proportionnel à l'estimation du gradient de la densité. Appliqué itérativement, il permet de faire converger \mathbf{x} vers le mode local de cette densité, *i.e.* vers le point de gradient nul : $\|M(\mathbf{x})\| \approx 0$.

Partant d'un point $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{[0]}$, les emplacements successifs de \mathbf{x} , notés $\mathbf{x}^{[l]}$, sont obtenus grâce à l'équation 5.

$$\mathbf{x}^{[l+1]} = \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{Q}_i(\mathbf{x}^{[l]}) \right)^{-1} \cdot \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{Q}_i(\mathbf{x}^{[l]}) \right) \quad (5)$$

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 densité associé au point de départ $\mathbf{x}^{[0]}$.

3.2 Choix adaptatif de la largeur de bande

Une matrice de largeur de bande \mathbf{H}_i est calculée pour chacun des points $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1..n}$. Dans notre application, nous avons utilisé des images 2D en niveaux de gris. Le nombre de dimensions spatiales s est donc 2, et le nombre de dimension d'amplitude r vaut 1. De plus, les matrices de largeurs de bande variables utilisées sont diagonales. Leur contenu est détaillé dans l'équation 6.

$$\mathbf{H}_i = \begin{bmatrix} h_{i,s1} & 0 & 0 \\ 0 & h_{i,s2} & 0 \\ 0 & 0 & h_{i,r} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Comme la nature des deux espaces est différente, la méthode de détermination des largeurs de bande est différente pour chaque espace :

- Les paramètres d'échelle $h_{i,s1}$ et $h_{i,s2}$ sont choisis de manière à s'adapter à la résolution locale de l'image.
- Le paramètre d'amplitude $h_{i,r}$ est déduit de propriétés des estimateurs adaptatifs.

3.2.1 Largeurs de bande spatiales adaptatives $h_{i,s1}$ et $h_{i,s2}$

L'utilisation de largeurs de bande spatiales adaptatives est proche d'une analyse multi échelles des données. Pour déterminer $h_{i,s1}$ et $h_{i,s2}$, nous nous basons sur la résolution spatiale de la sonde ultrasonore. Pour chaque pixel, $h_{i,s1}$ est égal à la résolution spatiale latérale, évaluée à la position considérée (cf. partie 2), $h_{i,s2}$ est obtenu par le produit de $h_{i,s1}$ par une constante reflétant l'anisotropie de l'image :

$$h_{i,s2} = 5,2 \cdot h_{i,s1} \quad (7)$$

3.2.2 Largeur de bande d'amplitude adaptative $h_{i,r}$

La largeur de bande d'amplitude adaptative $h_{i,r}$ est déterminée à partir des mêmes règles que celles données dans [8] :

$$h_{i,r} = h_0 \cdot \left[\frac{\lambda}{\tilde{f}(\mathbf{x}_i)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

Cet expression implique une autre estimation de $f(\mathbf{x}_i)$ nommée densité pilote $\tilde{f}(\mathbf{x}_i)$, ainsi que le choix des valeurs de deux constantes h_0 et λ . h_0 est une largeur de bande fixe calculée à partir de la règle proposée dans [9]. La densité pilote $\tilde{f}(\mathbf{x}_i)$ est obtenue pour chaque pixel à partir d'une estimation locale de densité. Cette estimation est basée sur l'utilisation d'un noyau ayant pour largeur de bande en amplitude la valeur fixe h_0 et utilisant les largeurs de bandes spatiales $h_{i,s1}$ et $h_{i,s2}$ déterminées préalablement. λ est la moyenne géométrique de $\{\tilde{f}(\mathbf{x}_i)\}_{i=1..n}$. Enfin, $h_{i,r}$ est déduit de l'équation 8.

3.3 Lissage adaptatif

Soit $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1..n}$ les données originales à d dimensions et $\{\mathbf{y}_i\}_{i=1..n}$ les points filtrés dans le domaine joint \mathbb{R}^d . Le filtrage adaptatif *mean shift* s'obtient en appliquant l'algorithme (MSA A+S) pour chaque pixel $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1..n}$ de l'image originale et en attribuant à chaque élément $\{\mathbf{y}_i\}_{i=1..n}$ les composantes spatiales du point de départ \mathbf{x}_i et la composante en amplitude du point de convergence $\mathbf{x}_{conv\ i}$ associé à \mathbf{x}_i .

4. Résultats et discussion

Nous avons appliqué notre méthode (MSA A+S) à des données ultrasonores simulées. Les figures 3a et 3c montrent l'image originale et sa distribution de niveaux de gris. La distribution ne permet pas de distinguer les classes sombres des claires. Nous avons comparé (MSA A+S) à un algorithme (MSA A) basé sur un paramètre d'échelle en amplitude adaptatif mais sur des paramètres spatiaux fixes. Les deux méthodes utilisent la même expression donnée par l'équation 8 pour le calcul de h_{ir} . Cependant, dans notre méthode (MSA A+S), h_{ir} est estimée à partir d'un noyau dont les largeurs de bandes spatiales sont adaptatives (h_{is1} et h_{is2}). Pour le filtrage (MSA A), h_{s1} est égale à la résolution latérale moyenne de la sonde et h_{s2} est calculée en utilisant le même facteur d'anisotropie que précédemment ($h_{s2} = 5,2 \cdot h_{s1}$). Les images filtrées résultantes se trouvent dans les figures 3d pour (MSA A) et 3g pour (MSA A+S). Les figures 3f et 3i montrent leur distribution de niveaux de gris. Dans la figure 3f, on voit que (MSA A) a légèrement groupé les données autour de plusieurs modes, mais ils restent très nombreux. (MSA A+S) donne de meilleurs résultats que (MSA A), la zone sombre étant nettement isolée dans la distribution de l'image filtrée. Les points ont été regroupés vers un nombre plus limité de modes. L'homogénéité des images est évaluée par un seuillage. Tandis qu'un seuillage manuel est nécessaire pour les images originales et filtrées par (MSA A), un seuillage automatique peut séparer correctement les classes sombres et claires dans l'image filtrée par (MSA A+S). La figure 3h montre un résultat visuellement très satisfaisant.

Celui-ci est comparé en Figure 4 aux résultats issus de deux autres méthodes classiques de segmentation d'images ultrasonores : la méthode des K-moyennes et la segmentation bayésienne.

L'algorithme des K-moyennes est une méthode de partitionnement basée sur les moindres carrés. Elle permet de diviser un ensemble de pixels en K classes. L'algorithme itère sur les deux étapes suivantes : 1) il calcule la moyenne de chaque classe et 2) il calcule la distance de chaque pixel à la moyenne de la classe et affecte le pixel à la classe la plus proche. La partition initiale est effectuée aléatoirement.

La seconde méthode utilisée est une segmentation adaptative, basée sur une estimation bayésienne (MAP) de l'image des classes. Les régions sont modélisées par un champ aléatoire de Markov. La distribution des niveaux de gris des données originales est supposée gaussienne. La minimisation de la fonction d'énergie est réalisée à l'aide d'un algorithme déterministe (*Iterated Conditional Mode*). Cette méthode a été testée également avec une version multi résolution de l'algorithme ([10], [11]).

La Figure 4b montre que la segmentation par les K-moyennes échoue sur des données ultrasonores bruitées. De même, l'approche bayésienne adaptative, du fait de l'atténuation des ultrasons dans le milieu qui se traduit par une décroissance des niveaux de gris avec la profondeur de l'image, ne conduit pas à une segmentation satisfaisante (Figure 4c). L'algorithme multi résolution amène un résultat moins bruité mais ne parvient pas non plus à unifier les pixels du fond de l'image en une seule classe (Figure 4d). Le résultat obtenu par un simple seuillage de l'image filtrée par la méthode décrite ici est reporté en Figure 4e.

5. Conclusion

Nous avons développé un filtrage *mean shift* adaptatif aussi bien dans le domaine spatial que dans le domaine d'amplitude. Pour chaque point, le paramètre d'échelle en amplitude est calculé à partir des données et les paramètres d'échelle spatiaux sont évalués à partir de la résolution latérale de la sonde ultrasonore. Notre méthode s'avère plus performante qu'un filtrage *mean shift* adaptatif basé sur des paramètres spatiaux fixes. De plus, les images filtrées par notre méthode conduisent, par simple seuillage automatique, à une segmentation meilleure que celles obtenues avec des méthodes de classification plus élaborées, comme l'approche bayésienne multi résolution.

La méthode proposée présente plusieurs avantages : d'une part, l'utilisateur ne fixe aucune valeur de paramètre arbitrairement et d'autre part, l'algorithme s'adapte à la résolution variable de la sonde ultrasonore.

Nos travaux futurs consisteront à appliquer et à valider cette méthode sur des données réelles acquises sur fantôme.

Références

- [1] E. A. Ashton et K. J. Parker. *Multiple resolution bayesian segmentation of ultrasound imaging*. Ultrasonic Imaging, vol. 17, pp. 291-304, 1995.
- [2] K. Z. Abd-Elmoniem, A.-B. M. Youssef et Y. M. Kadah. *Real time speckle reduction and coherence enhancement in Ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 49, pp. 997-1014, 2002.
- [3] Yongjian Yu et S. T. Acton. *Speckle reducing anisotropic diffusion*. IEEE Transaction on Image Processing, vol. 11, pp. 1260-1270, 2002.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.

[8] D. Comaniciu, V. Ramesh et P. Meer. *The variable bandwidth mean shift and data-driven scale selection*. présenté à la conférence 8th International Conference on Computer Vision, Jul 9-12 2001, Vancouver, BC, 2001.

[9] S. J. Sheather et M. C. Jones. *A reliable data-based bandwidth selection method for kernel estimation*. J.R. Statist. Soc. B, vol. 53(3), pp. 683-690, 1991.

[10] 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.

[11] D. Boukerroui, O. Basset, A. Baskurt et G. Gimenez. *A Multiparametric and Multiresolution Segmentation Algorithm of 3-D Ultrasound Data*. IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, vol. 48, pp. 64-77, 2001.

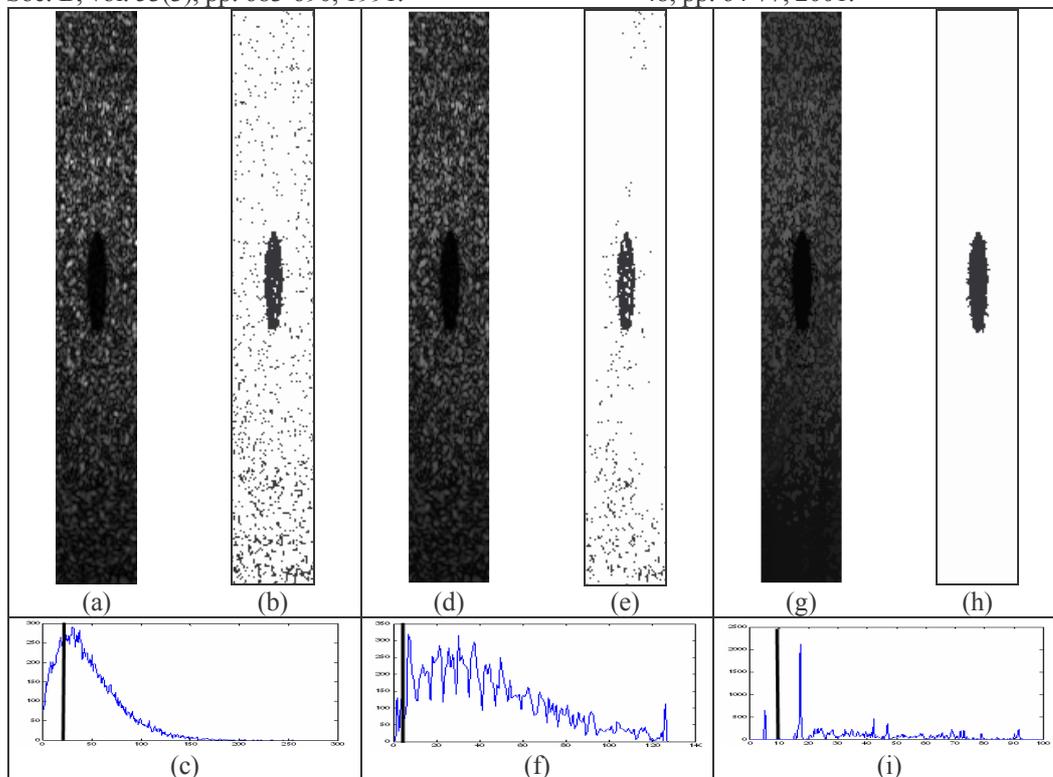


Figure 3: a), b) données originales et seuillage manuel correspondant ; d), e) image filtrée par (MSA A) et seuillage manuel correspondant; g), h) image filtrée par (MSA A+S) et seuillage automatique correspondant; c), f), i) distributions de niveaux de gris des images a), d) et g). Les traits verticaux indiquent les seuils utilisés.

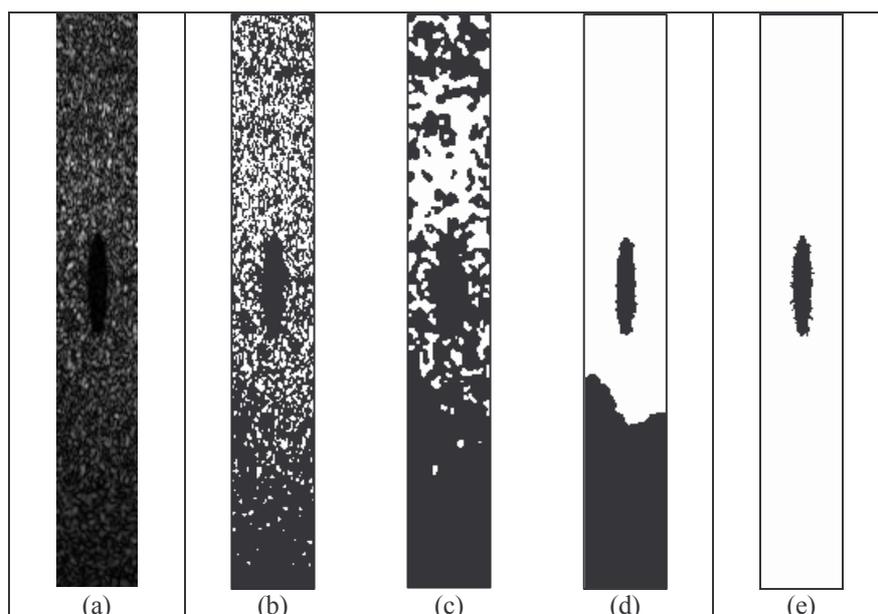


Figure 4: Comparaison visuelle de 3 méthodes de segmentation de l'image originale a) : par l'algorithme des k-means en b), par l'approche bayésienne en c) et par l'approche bayésienne multi résolution en d) ; en e) : seuillage automatique de l'image filtrée par la méthode (MSA A+S).