



HAL
open science

Segmentation d'images échographiques par la méthode des ensembles de niveaux avec un modèle de Rayleigh local

Djamal Boukerroui

► **To cite this version:**

Djamal Boukerroui. Segmentation d'images échographiques par la méthode des ensembles de niveaux avec un modèle de Rayleigh local. *Traitement et Analyse de l'Information: Méthodes et Applications*, Oct 2011, Hammamet, Tunisie. pp.231-238. hal-00633531

HAL Id: hal-00633531

<https://hal.science/hal-00633531>

Submitted on 18 Oct 2011

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.

Segmentation d'images échographiques par la méthode des ensembles de niveaux avec un modèle de Rayleigh local

Djamal Boukerroui

Université de Technologie de Compiègne
CNRS UMR 6599 Heudiasyc
BP 20529 - 60205 Compiègne Cedex, France.
djamal.boukerroui@hds.utc.fr

Résumé Les images échographiques sont très bruitées, possèdent un faible contraste et l'atténuation de l'onde acoustique dans la profondeur du milieu observé conduit à de très fortes inhomogénéités dans l'image. Ainsi, les approches de segmentation utilisant des statistiques globales donnent des résultats peu satisfaisants. L'utilisation des statistiques locales de l'image peut solutionner de manière efficace le problème de l'atténuation. Nous proposons l'étude de l'adaptation du modèle global proposé par Sarti et al. [22]. Nous avons gardé le paradigme variationnel et le modèle de Rayleigh pour la modélisation des statistiques de l'image enveloppe. Des résultats sur des simulations réalistes d'images échographiques montrent la robustesse et la supériorité de l'approche proposée.

Mots clés : segmentation, ensembles de niveaux, statistiques locales, maximum de vraisemblance, échographie.

Abstract Ultrasound images are very noisy, with poor contrast and the attenuation of the acoustic wave in the depth of the observed medium leads to very strong inhomogeneities in the image. Segmentation approaches using global images statistics give unsatisfactory results. The use of local image statistics can solve effectively the problem of attenuation. We propose the study of the adaptation of the global model proposed by Sarti et al. [22]. We kept the variational framework and the Rayleigh model of the observed image statistics. Results on realistic simulations of ultrasound images show the robustness and the superiority of the proposed approach.

Key words Segmentation, level set, local image statistics, Maximum Likelihood, echography.

1 Introduction

L'imagerie médicale constitue aujourd'hui un outil extraordinaire d'aide au diagnostic. Les modalités d'acquisition de l'information 'image' sont nombreuses et variées. L'imagerie ultrasonore occupe une part importante et constitue la modalité principale dans certains domaines d'application. L'imagerie ultrasonore possède l'avantage d'être non invasive, très pratique et simple d'utilisation. Par ailleurs, la rapidité d'obtention des images (temps réel) fait de l'imagerie ultrasonore une modalité d'image très intéressante pour la visualisation et le diagnostic des tissus en mouvement. Elle est particulièrement bien adaptée à l'étude du cœur, (échocardiographie).

En imagerie médicale, l'onde ultrasonore est assimilée à une onde mécanique plane progressive. Lorsque cette onde rencontre une interface séparant deux tissus ayant des caractéristiques acoustiques différentes, une partie de l'onde incidente est réfléchiée (échos spéculaires) en direction de la sonde. Parallèlement à ces échos spéculaires, s'ajoutent les ondes rétrodiffusées par la structure microscopique du milieu. La rétrodiffusion est à

l'origine du phénomène de speckle, qui caractérise l'imagerie échographique par un aspect granulaire. Le speckle est un bruit multiplicatif, fortement corrélé et de statistique non gaussienne. Ces caractéristiques s'écartent fortement des hypothèses classiques d'un bruit additif gaussien et blanc supposées dans la plus part des méthodes de traitement, ce qui diminue leur efficacité d'une façon conséquente. Ainsi, plusieurs auteurs se sont intéressés à l'étude des statistiques des niveaux de gris de l'image enveloppe afin d'obtenir des algorithmes de traitement spécifiques aux données ultrasonores [20,21]. On trouve des modèles particuliers comme le modèle Rayleigh [6,26], Rice [26,12], Nakagami [23], K-Distribution [24,23,13] et des modèles plus généraux, les K-Distribution homodynes [8] et plus récemment le RIIG [9,10]. Cette grande variabilité de modèles est due à la forte dépendance des statistiques observées de la densité des diffuseurs et de leur répartition spatiale (uniforme ou aléatoire) dans le tissu imagé. Toutefois, la validité de tels modèles sur des images enveloppe acquises dans des conditions cliniques n'est pas rigoureusement justifiée [18,25,29].

Dans ce travail, nous nous intéressons au développement d'un algorithme de segmentation dédié aux images échographiques. La segmentation d'image en général est un problème mal posé, au sens de Hadamard, difficile à résoudre et à mettre en œuvre; il est toujours d'actualité. Ce problème est d'autant plus difficile lorsque les données à traiter sont de nature médicale. La littérature sur le sujet est très abondante et le résultat est fortement dépendant de la qualité des données [21,27]. Les données ultrasonores sont très bruitées, possèdent un faible contraste, et souvent des parties de l'organe imagé sont manquantes à cause des problèmes de réflexion spéculaire, de fenêtre acoustique ou d'atténuation de l'onde acoustique dans la profondeur du milieu observé. Ainsi, la nature des données rend la segmentation très délicate et les approches classiques exploitant l'amplitude du signal, telles que les détecteurs de contours classiques basés sur la différentiation, donnent des résultats peu satisfaisants [21]. Des solutions utilisant l'information de phase, en théorie invariante au contraste de l'image, sont utilisées avec succès dans [19,2]. Notons aussi, que les méthodes de segmentation basées sur des modèles statistiques globaux, indépendamment du paradigme utilisé, échouent sur ce type de données à cause du problème d'atténuation. Des solutions adaptatives robustes à l'atténuation existent [1,4,3,21]. Cela se formalise par l'utilisation des statistiques locales pour l'estimation des paramètres du modèle de segmentation.

En effet, il y a une réinvestigation de l'utilisation des statistiques locales par la communauté de segmentation d'image, dans un cadre variationnel [17,16,5]. Ainsi, on trouve une adaptation du modèle binaire de Chan et Vese [7] dans [17]. Une formalisation générique pour des modèles locaux de segmentation est proposée dans [16], avec des illustrations de dérivation d'énergies locales à partir des globales. Enfin, une interprétation statistique du modèle de segmentation lisse par morceaux de Mumford-Shah en utilisant des modèles locaux gaussien est proposée dans [5]. Ces récents travaux montrent un meilleur comportement de ces modèles locaux sur des images présentant des dégradés d'intensité. C'est dans cette optique que s'insère notre contribution. Nous proposons l'étude de l'adaptation du modèle global proposé par Sarti et al. [22]. Ce dernier suppose un modèle Rayleigh des statistiques de l'image enveloppe.

2 Modèle de Segmentation

Soit I l'image observée définie comme une fonction du domaine Ω et prend des valeurs dans \mathbb{R}^+ et soit \mathcal{C} un contour fermé représenté implicitement par le niveau zéro de la fonction distance signée ϕ , i.e., $\mathcal{C} = \{\mathbf{x} | \phi(\mathbf{x}) = 0, \mathbf{x} \in \Omega\}$. L'intérieur et l'extérieur de la courbe \mathcal{C} sont définis via la fonction de Heaviside respectivement par $H(\phi)$ et $(1 - H(\phi))$. Les niveaux de gris observés de l'image sont supposés être les réalisations de variables aléatoires indépendantes avec une certaine densité de probabilité (ddp) $p(I)$. Nous recherchons la partition du domaine Ω qui maximise la fonction de vraisemblance des données observés. Cela se ramène à la minimisation d'une fonction d'énergie [22] de forme générale:

$$E(\phi) = - \int_{\Omega} H(\phi) \log p(I(\mathbf{x})) d\mathbf{x} - \int_{\Omega} (1 - H(\phi)) \log p(I(\mathbf{x})) d\mathbf{x} + \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| d\mathbf{x}, \quad (1)$$

où les deux premiers termes représentent l'attache aux données auxquels est additionné un terme de régularisation classique au sens de la longueur de la courbe avec un compromis λ . Nous supposons que $I(\mathbf{x})$ suit une ddp de Rayleigh de paramètre σ^2 [22]:

$$p(I(\mathbf{x})) = \frac{I(\mathbf{x})}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{I(\mathbf{x})^2}{2\sigma^2}\right) \quad \text{avec} \quad \widehat{\sigma^2}_{MV} = \frac{\int_{\Omega_r} I(\mathbf{x})^2 d\mathbf{x}}{2 \int_{\Omega_r} d\mathbf{x}}, \quad (2)$$

où l'estimation du paramètre du modèle, σ^2 , est donnée au sens du maximum de vraisemblance sur un domaine Ω_r . Dans [22] deux domaines sont utilisés Ω_i pour l'intérieur et Ω_e pour l'extérieur de la courbe. Cela implique l'hypothèse forte que tous les pixels d'un domaine sont identiquement distribués. Cette hypothèse devient invraisemblable sur des images échographiques à cause de l'inhomogénéité des régions due au phénomène d'atténuation de l'onde acoustique. Toutefois, elle reste vraie si l'estimation est effectuée localement dans une région centrée autour de chaque pixel du domaine Ω . Ainsi l'énergie correspondante au premier terme de (1) est donnée par:

$$E_1(\phi) = \int_{\Omega} H(\phi) \left[\frac{I(\mathbf{x})^2}{2\sigma^2(\mathbf{x})} + \log(\sigma^2(\mathbf{x})) \right] d\mathbf{x} \quad \text{avec} \quad \sigma^2(\mathbf{x}) = \frac{\int_{\Omega} H(\phi) K(\mathbf{x} - \xi) I(\xi)^2 d\xi}{2 \int_{\Omega} H(\phi) K(\mathbf{x} - \xi) d\xi} \quad (3)$$

où $K(\cdot)$ est un noyau définissant la localité spatiale autour de la position \mathbf{x} . Dans ce travail un noyau gaussien d'écart type σ_K est utilisé.

L'évolution de la courbe se fait par une méthode de descente de gradient. Le calcul du gradient est obtenu à l'aide de la dérivée Gâteaux. En suivant la démarche de [5], pour un point \mathbf{x} dans la direction $\psi(\mathbf{x})$, nous obtenons pour l'énergie de l'équation (3):

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_1(\phi(\mathbf{x}) + \epsilon \psi(\mathbf{x}))}{\partial \epsilon} \Big|_{\epsilon \rightarrow 0} &= \int_{\Omega} \delta(\phi(\mathbf{x})) \left[\frac{I(\mathbf{x})^2}{2\sigma^2(\mathbf{x})} + \log(\sigma^2(\mathbf{x})) \right] \psi(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &+ \int_{\Omega} H(\phi(\mathbf{x})) \left[\frac{2\sigma^2(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x})^2}{2\sigma^4(\mathbf{x})} \right] \sigma_{\phi}^2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \end{aligned} \quad (4)$$

avec

$$\sigma_{\phi}^2(\mathbf{x}) = \frac{\int_{\Omega} \delta(\phi(\xi)) K(\mathbf{x} - \xi) (I(\xi)^2 - \sigma^2(\mathbf{x})) \psi(\xi) d\xi}{2 \int_{\Omega} H(\phi(\mathbf{z})) K(\mathbf{x} - \mathbf{z}) d\mathbf{z}}. \quad (5)$$

En utilisant les notation suivantes:

$$\begin{aligned}
F_1(\mathbf{x}) &= \int_{\Omega} K(\mathbf{x} - \mathbf{y})H(\phi(\mathbf{y}))d\mathbf{y} = (K * H(\phi))(\mathbf{x}) , \\
F_2(\mathbf{x}) &= \int_{\Omega} K(\mathbf{y} - \mathbf{x})\frac{H(\phi(\mathbf{y})) [2\sigma^2(\mathbf{y}) - I(\mathbf{y})^2]}{\sigma^4(\mathbf{y})F_1(\mathbf{y})}d\mathbf{y} = \left[\overline{K} * \frac{H(\phi)(2\sigma^2 - I^2)}{\sigma^4 F_1} \right] (\mathbf{x}) , \\
F_3(\mathbf{x}) &= \int_{\Omega} K(\mathbf{y} - \mathbf{x})\frac{H(\phi(\mathbf{y})) [2\sigma^2(\mathbf{y}) - I(\mathbf{y})^2]}{\sigma^2(\mathbf{y})F_1(\mathbf{y})}d\mathbf{y} = \left[\overline{K} * \frac{H(\phi)(2\sigma^2 - I^2)}{\sigma^2 F_1} \right] (\mathbf{x}) ,
\end{aligned}$$

où \overline{K} est la version miroir de K , l'équation d'Euler-Lagrange pour la minimisation de l'énergie E_1 , donnée en (3), obtenue à partir de (4) se simplifie alors comme suite:

$$0 = \delta(\phi) \left[\frac{I(\mathbf{x})^2}{2\sigma^2(\mathbf{x})} + \log(\sigma^2(\mathbf{x})) + \frac{1}{4}(I(\mathbf{x})^2 F_2(\mathbf{x}) - F_3(\mathbf{x})) \right] . \quad (6)$$

La dérivation du terme de l'équation d'Euler-Lagrange correspondant au terme de la région extérieur (second terme de (1)) est obtenue par analogie à l'équation ci-dessus. Le gradient du terme de régularisation est donnée dans [7,22]. Le calcul des différents termes peut se faire d'une manière très efficace en utilisant une mise en œuvre récursive des produits de convolutions [11].

3 Résultats

Nous avons utilisé le programme de simulation Field-II [15,14], pour synthétiser des données avec vérité terrain. Un balayage linéaire d'un premier fantôme (PH1) a été réalisé avec un transducteur de 290 éléments dont 64 sont actifs. 128 lignes ont été simulées à 5 Mhz. Les diffuseurs ont été répartis aléatoirement dans un cube de $80 \times 80 \times 15$ mm et deux configurations d'amplitude ont été simulées. Le deuxième fantôme (PH2) de taille $100 \times 100 \times 15$ mm cube a été scanné avec un balayage sectoriel à 7 Mhz pour obtenir 128 lignes à 0,7 degrés d'intervalle angulaire. Une fenêtre d'apodisation de Hanning en émission et en réception a été utilisée et trois niveaux d'atténuations des tissus ont été simulés pour les deux fantômes. Quelques images typiques sont montrées en figure 1.

Les résultats de l'évaluation de l'approche proposée par rapport à la vérité terrain sont résumés dans la table 1. La table montre les statistiques obtenues sur 24 images de la

Table 1. Statistiques de la mesure DSC en comparaison avec la vérité terrain obtenues sur 24 images. σ_K est l'écart type du noyau spatial gaussien. $\sigma_K = 200$ représente l'approche globale de Sarti et al. [22].

Taille du noyau	Endocarde				Épicarde			
	min	μ	max	σ	min	μ	max	σ
$\sigma_K = 20$	75.42%	85.25%	88.66%	3.39%	88.72%	94.54%	98.30%	3.19
$\sigma_K = 30$	88.97%	93.04%	96.62%	2.98%	94.48%	97.46%	98.61%	1.64
$\sigma_K = 40$	92.91%	95.62%	96.58%	0.88%	97.54%	98.27%	98.57%	0.23
$\sigma_K = 70$	92.93%	94.99%	96.47%	0.88%	96.61%	97.97%	98.30%	0.45
$\sigma_K = 200$	0%	57.81%	94.50%	37.90%	66.41%	91.20%	98.31%	11.85

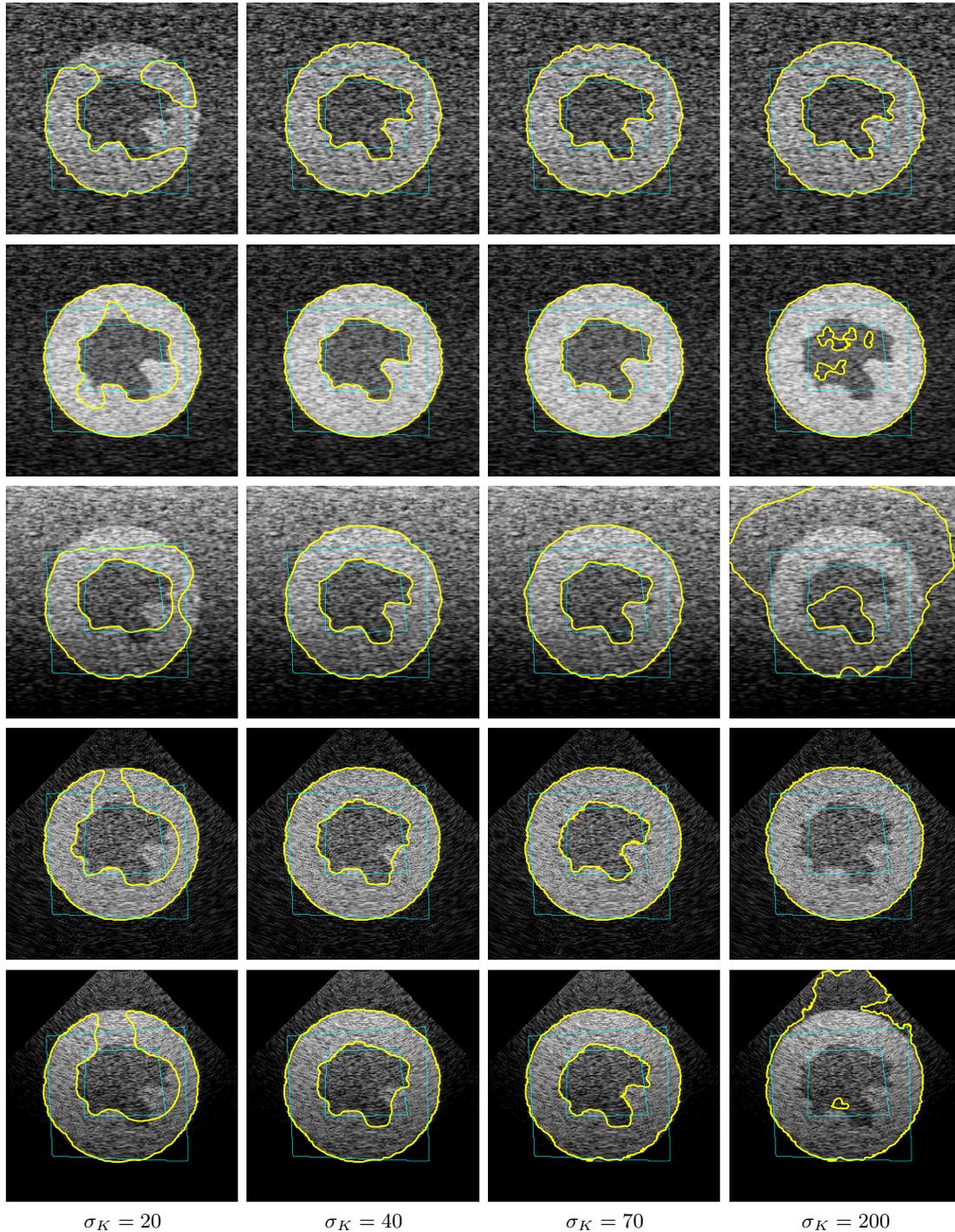


Figure 1. Quelques résultats sur des images US simulées pour différentes valeurs de l'amplitude des diffuseurs et de l'atténuation. Le trait fin montre l'initialisation. La taille des images est de 256×256 pixels. Pour un meilleur contraste, les images sont affichés après compression logarithmique de l'image enveloppe mais l'algorithme de segmentation utilise les données avant compression.

mesure de similarité de Dice, définie par $DSC(S, S_{idéale}) = 2 \frac{|S \cap S_{idéale}|}{|S| + |S_{idéale}|}$. Plus la valeur est proche de 1, meilleure est la segmentation. La table montre le minimum, la moyenne, le maximum et l'écart type de la mesure calculés sur l'ensemble des données pour 5 valeurs différentes de la taille du noyau spatial $K(\cdot)$. Ce tableau montre clairement que les résultats obtenus en utilisation des statistiques locales sont largement meilleurs que ceux utilisant des statistiques globales (le cas $\sigma_K = 200$ est équivalent à l'approche globale de Sarti et al. [22]). L'interprétation de ces données suggère l'utilisation des statistiques locales pour la segmentation des images échographiques. D'après ces mesures, les performances de l'approche proposée sont meilleures pour une valeur de σ_K autour de 40.

La figure 1 montre les résultats obtenus sur 5 images afin d'illustrer la difficulté de la tâche et l'analyse des cas de succès ou d'échecs. Notons aussi que notre mise en œuvre n'utilise qu'une seule fonction ϕ . Cela explique par exemple l'échec de l'algorithme global sur les images de la 2^{ème} et 4^{ème} ligne malgré que les 3 régions composant les deux images sont relativement homogènes. En revanche les statistiques de la petite région au centre sont différente de celle du fond. L'utilisation des statistiques locales offre ainsi plus de flexibilité (2^{ème} et 4^{ème} lignes) et de robustesse par rapport à l'atténuation (3^{ème} et 5^{ème} lignes).

4 Conclusion

Ce travail présente l'adaptation du modèle global proposé par Sarti et al. [22], pour utiliser les statistiques locales de l'image. Nous avons gardé le paradigme variationnel et le modèle de Rayleigh pour la modélisation des statistiques de l'image enveloppe. Le paramètre du modèle statistique est estimé donc localement au sens du maximum de vraisemblance. Cette approche a ainsi la faculté de s'adapter au contenu local de l'image et d'être très robuste au problème d'atténuation des images échographiques. Des résultats sur des simulations réalistes d'images échographiques montrent la robustesse et la supériorité de l'approche proposée. L'utilisation conjointe du travail décrit dans ce papier avec notre récente proposition d'estimation optimale de l'échelle du noyau spatial [28] fera l'objet de nos futurs travaux.

References

1. E. A. Ashton and K. J. Parker. Multiple resolution bayesian segmentation of ultrasound images. *Ultrasonic Imag.*, 17(4):291–304, October 1995.
2. A. Belaid, D. Boukerroui, Y. Maingourd, and J.-F. Lerallut. Phase-based level set segmentation of ultrasound images. *IEEE Trans. Inf. Tech. Biomed.*, 15(1):138–147, 1 2011.
3. D. Boukerroui, A. Baskurt, J.A. Noble, and O. Basset. Segmentation of ultrasound images—multiresolution 2D and 3D algorithm based on global and local statistics. *Pattern Recognit. Lett.*, 24:779–790, 2003.
4. D. Boukerroui, O. Basset, A. Baskurt, and J.A. Noble. Segmentation of echocardiographic data. Multiresolution 2D and 3D algorithm based on gray level statistics. In *MICCAI*, pages 516–524, Cambridge, England, 1999. Springer-Verlag.
5. T. Brox and D. Cremers. On local region models and a statistical interpretation of the piecewise smooth Mumford-Shah functional. *Int. J. Comput. Vis.*, 84(2):184–193, 2009.
6. C. B. Burckhardt. Speckle in ultrasound B-mode scans. *IEEE Trans. Sonics and Ultra.*, SU-25(1):1–6, 1978.

7. T. F. Chan and L. A. Vese. Active contours without edges. *IEEE Trans. Image Process.*, 10(2):266–277, 2001.
8. V. Dutt and J. F. Greenleaf. Ultrasound echo envelope analysis using a homodyned K-distribution signal model. *Ultrasonic Imag.*, 16(4):265–287, October 1994.
9. T. Eltoft. The rician inverse gaussian distribution: A new model for non-rayleigh signal amplitude statistics. *IEEE Trans. Image Process.*, 14(11):1722–1735, November 2005.
10. T. Eltoft. Modeling the amplitude statistics of ultrasonic images. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 25(2):1722–1735, February 2006.
11. J. Geusebroek, Arnold Smeulders, and Joost van de Weijer. Fast anisotropic gauss filtering. *IEEE Trans. Image Process.*, 12(8):938–943, 2002.
12. M. F. Insana, R. F. Wagner, B. S. Garra, D. G. Brown, and T. H. Shawker. Analysis of ultrasound image texture via generalized Rician statistics. *Optical Engineering*, 25(6):743–748, 1986.
13. E. Jakeman. K-distributed noise. *J. Opt. A: Pure Appl. Opt.*, 1:784–789, 1999.
14. J. A. Jensen. Field: A program for simulating ultrasound systems. In *10th Nordic-Baltic Conf. on Biomedical Imag.*, volume 34, pages 351–353, 1996.
15. J. A. Jensen and N. B. Svendsen. Calculation of pressure fields from arbitrarily shaped, apodized, and excited ultrasound transducers. *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelec., Freq. Contr.*, 39:262–267, 1992.
16. S. Lankton and A. Tannenbaum. Localizing region-based active contours. *IEEE Trans. Image Process.*, 17(11):2029–2039, 2008.
17. C. Li, C-Y Kao, J. C. Gore, and Z. Ding. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation. *IEEE Trans. Image Process.*, 17(10):1940–1949, 2008.
18. N. Lin, W. Yu, and J. S. Duncan. Combinative multi-scale level set framework for echocardiographic image segmentation. *Medical Image Analysis*, 7:529–537, 2002.
19. M. Mulet-Parada and J. A. Noble. 2D+T acoustic boundary detection in echocardiography. *Med. Image Anal.*, 4(1):21 – 30, 2000.
20. S. Nadarajah. Statistical distributions of potential interest in ultrasound speckle analysis. *Phys. Med. Biol.*, 52:213–227, 2007.
21. J. A. Noble and D. Boukerroui. Ultrasound image segmentation: A survey. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 25(8):987–1010, 2006.
22. A. Sarti, E. Mazzini, C. Corsi, and C. Lamberti. Maximum likelihood segmentation of ultrasound images with rayleigh distribution. *IEEE Trans. Ultra. Fer. Freq. Control*, 52(6):974–960, June 2005.
23. P. M. Shankar, V. A. Dumane, T. George, C W Piccoli, J M Reid, F Forsberg, and B B Goldberg. Classification of breast masses in ultrasonic B scans using Nakagami and K-distributions. *Phys. Med. Biol.*, 48(14):2229–2240, July 2003.
24. P. M. Shankar, J. M. Reid, H. Ortega, C. W. Piccoli, and B. B. Goldberg. Use of non-Rayleigh statistics for the identification of tumors in ultrasonic B-scans of the breast. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 12(4):687–92, 1993.
25. Z. Tao and H. Tagare. Evaluation of four probability distribution models for speckle in clinical cardiac ultrasound images. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 25(11):1483–1491, Nov. 2006.
26. R. F. Wagner, S. W. Smith, J. M. Sandrik, and H. Lopez. Statistics of speckle in ultrasound B-scans. *IEEE Trans. Sonics and Ultra.*, 30(3):156–163, 1983.
27. P. N. T. Wells. Ultrasound imaging. *Phys. Med. Biol.*, 51:R83–R98, 2006.
28. Q. Yang and D Boukerroui. Optimal spatial adaptation for local region-based active contours: An intersection of confidence intervals approach. In *IMAGAPP*, pages 87–93, Algarve, Portugal, March 5-7 2011.
29. Y. Zhu, X. Papademetris, A.J. Sinusas, and J. S. Duncan. A coupled deformable model for tracking myocardial borders from real-time echocardiography using an incompressibility constraint. *Med. Image Anal.*, 14(3), 2010.