

Segmentation d'images ROS multidates par contour actif statistique

Olivier GERMAIN, Philippe RÉFRÉGIER

Laboratoire Signal et Image,
École Nationale Supérieure de Physique de Marseille,
Domaine Universitaire de Saint-Jérôme 13397 Marseille cedex 20, France
germain@lsi.u-3mrs.fr

Résumé –

Nous présentons une technique, développée dans un cadre statistique et fondée sur les contours actifs pour la segmentation d'images Radar à Ouverture Synthétique (ROS) multidates. Deux solutions différentes sont développées et une caractérisation de leurs performances est menée.

Abstract –

We present a multirate Synthetic Aperture Radar (SAR) image segmentation technique, developed in a statistical framework and based on active contours. Two different solutions are derived and a study of their performances is led.

1 Introduction

La segmentation d'image multi-composantes est actuellement un thème de recherche important [1] [2] qui trouve de nombreuses applications en imagerie couleur, multi-polarisations, ou multi-bandes. En imagerie Radar à Ouverture Synthétique (ROS), il est également fréquent de disposer de plusieurs images de la même scène, acquises à différentes dates. Le phénomène de speckle, qui se traduit par une très forte granulation dans l'image détectée, limite considérablement son interprétation. Dans ce contexte, la prise en compte d'acquisitions multiples permet lors de réduire cette dégradation pour un traitement plus performant [3].

Nous avons récemment développé une technique statistique fondée sur les contours actifs (SIRS pour *Statistically Independent Region Snake*) pour segmenter un objet dans une image optique [4, 5] ou ROS [6]. Nous avons également généralisé cette approche au cas des images ROS multi-canaux [7]. Deux solutions différentes ont été envisagées pour aborder ce problème. Chacune présente des caractères d'optimalité pour une classe donnée d'images à segmenter. Nous montrons, grâce à une étude comparative, que l'une des approches est meilleure ou équivalente à la deuxième pour les deux classes d'images. Ce résultat est illustré sur des données ROS réelles. Une étude caractérisant l'influence de divers paramètres (taille de l'image, corrélation des canaux) est finalement présentée.

2 Approche proposée

L'approche SIRS pour la segmentation d'une image unique est détaillée dans les références [4, 6]. Dans la suite, l'extension de l'approche aux données multidates est brièvement exposée. On se propose donc de segmenter un ob-

jet apparaissant dans une image ROS intensité multidates $\mathbf{S} = \{\mathbf{s}^{(\ell)} | \ell \in [1, P]\}$ telle que l'intensité du pixel i pour la date ℓ s'écrit $s_i^{(\ell)}$. Pour chaque date ℓ , on suppose que l'intensité des pixels de l'objet (resp. du fond) suit une distribution blanche, gamma de moyenne $\mu_a^{(\ell)}$ (resp. $\mu_b^{(\ell)}$). Le deuxième paramètre de la loi gamma (relatif au nombre de vues) est le même pour toutes les dates et pour les deux régions. Soit $\mathbf{w} = \{w_i | i \in [1, N]\}$ définissant une certaine forme pour l'objet telle que $w_i = 1$ à l'intérieur de l'objet et $w_i = 0$ ailleurs. L'estimation de la forme de l'objet est celle qui maximise la probabilité :

$$\mathbf{w}_e = \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmax}} P[\mathbf{w}, \boldsymbol{\mu}_a, \boldsymbol{\mu}_b | \mathbf{S}], \quad (1)$$

où $\boldsymbol{\mu}_a = \{\mu_a^{(\ell)} | \ell \in [1, P]\}$ et $\boldsymbol{\mu}_b = \{\mu_b^{(\ell)} | \ell \in [1, P]\}$. Nous choisissons d'estimer la forme \mathbf{w} au sens du maximum de vraisemblance et d'estimer les paramètres de nuisance $\boldsymbol{\mu}_a$ et $\boldsymbol{\mu}_b$ au sens du maximum *a posteriori* (MAP). Deux priors ont été envisagés pour cela, conduisant à deux solutions différentes. La première solution consiste à supposer que les paramètres $\mu_a^{(\ell)}$ (resp. $\mu_b^{(\ell)}$) sont les mêmes pour toutes les dates. En d'autres termes, nous choisissons le prior $P(\boldsymbol{\mu}_a, \boldsymbol{\mu}_b) = \psi(\boldsymbol{\mu}_a)\psi(\boldsymbol{\mu}_b)$ où ψ est une fonction valant un si les composantes de son argument vectoriel sont identiques et zéro sinon. Avec ce choix, l'estimée \mathbf{w}_e de la forme est celle qui minimise la fonctionnelle :

$$N_a(\mathbf{w}) \log \left[\sum_{\ell=1}^P m_a^{(\ell)}(\mathbf{w}) \right] + N_b(\mathbf{w}) \log \left[\sum_{\ell=1}^P m_b^{(\ell)}(\mathbf{w}) \right], \quad (2)$$

où $N_a(\mathbf{w})$ (resp. $N_b(\mathbf{w})$) est le nombre de pixels à l'intérieur (resp. à l'extérieur) de \mathbf{w} et $m_a^{(\ell)}(\mathbf{w})$ (resp. $m_b^{(\ell)}(\mathbf{w})$) est

la moyenne empirique de l'intensité pour la date ℓ calculée à l'intérieur (resp. à l'extérieur) de \mathbf{w} . Cette solution consiste en fait à appliquer l'approche SIRS décrite dans [6] sur une image unique qui est la somme des P dates. Elle sera donc appelée solution *mono-canal*. Dans la seconde solution, on ne fait aucune hypothèse particulière sur les paramètres de nuisance, si bien que $P(\mu_a, \mu_b)$ est constant. Dans ce cas, l'estimée \mathbf{w}_e de la forme minimise la fonctionnelle :

$$N_a(\mathbf{w}) \sum_{\ell=1}^P \log [m_a^{(\ell)}(\mathbf{w})] + N_b(\mathbf{w}) \sum_{\ell=1}^P \log [m_b^{(\ell)}(\mathbf{w})]. \quad (3)$$

Cette solution sera appelée solution *multi-canaux*.

Dans les deux cas, l'optimisation du critère (Eq. 2 ou Eq. 3) se fait par un algorithme stochastique décrit dans [5]. En résumé, il consiste à déformer un contour polygonal, en déplaçant ses nœuds, afin de minimiser le critère. Le nombre de nœuds initial est faible puis est progressivement augmenté.

3 Étude des performances

3.1 Comparaison des deux algorithmes

Nous avons mené une étude comparative des performances de segmentation des deux méthodes. Pour cela, nous avons utilisé un couple d'images ROS de synthèse (figure 2) où les intensités de l'objet et du fond sont distribuées selon des lois exponentielles de moyennes $\mu_a^{(\ell)}$ et $\mu_b^{(\ell)}$ ($\ell = 1, 2$). La qualité d'une méthode est évaluée en calculant le nombre moyen de pixels mal classés après segmentation pour 1000 réalisations du couple d'images. La comparaison a été effectuée pour diverses valeurs des moyennes, ce qui représente quatre paramètres. Nous avons adopté une représentation (fig. 1) où une date l est caractérisée par un vecteur à deux composantes $\vec{\mu}^{(l)} = [\mu_a^{(l)}, \mu_b^{(l)}]$. Ainsi, le couple d'images est représenté par deux vecteurs ($\vec{\mu}^{(1)}$ et $\vec{\mu}^{(2)}$) ou, de façon équivalente, par leur somme et leur différence (\vec{M} et \vec{D}).

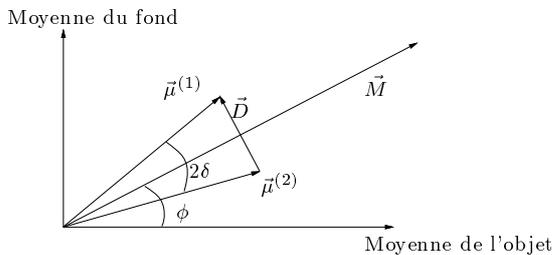


FIG. 1: Représentation géométrique de la paramétrisation adoptée.

Un des quatre paramètres peut toujours être éliminé en normalisant l'intensité des images. On peut imposer que la norme de \vec{M} soit unitaire :

$$\left[\mu_a^{(1)} + \mu_a^{(2)} \right]^2 + \left[\mu_b^{(1)} + \mu_b^{(2)} \right]^2 = 1, \quad (4)$$

En outre, nous avons choisi d'éliminer un second paramètre en travaillant avec \vec{D} et \vec{M} orthogonaux. Ceci revient à

imposer :

$$\left[\mu_a^{(1)} \right]^2 + \left[\mu_b^{(1)} \right]^2 = \left[\mu_a^{(2)} \right]^2 + \left[\mu_b^{(2)} \right]^2. \quad (5)$$

Notons que cette seconde relation écarte les cas extrêmes où une des deux dates aurait une intensité moyenne très supérieure à l'autre. Les deux paramètres d'intérêt sont alors :

$$\phi = \arctan \frac{\mu_b^{(1)} + \mu_b^{(2)}}{\mu_a^{(1)} + \mu_a^{(2)}}, \quad (6)$$

$$\delta = \arctan \frac{\mu_b^{(1)} - \mu_b^{(2)}}{\mu_a^{(1)} + \mu_a^{(2)}}. \quad (7)$$

ϕ est une mesure du contraste de l'objet dans l'image obtenue en sommant les deux dates et δ représente la variation d'intensité moyenne entre les deux dates. Lorsque $\delta = 0$, on a $\mu_b^{(1)} = \mu_b^{(2)}$, $\mu_a^{(1)} = \mu_a^{(2)}$ et la solution optimale correspond à la méthode mono-canal.

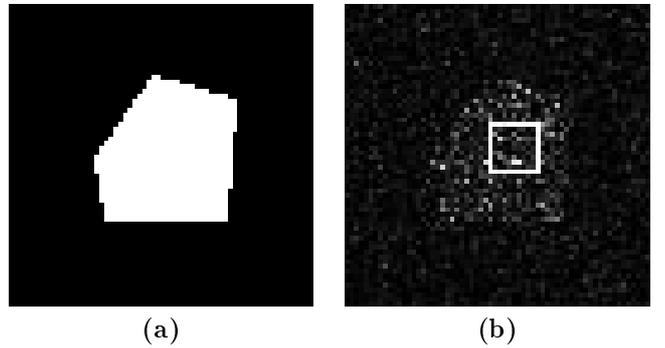
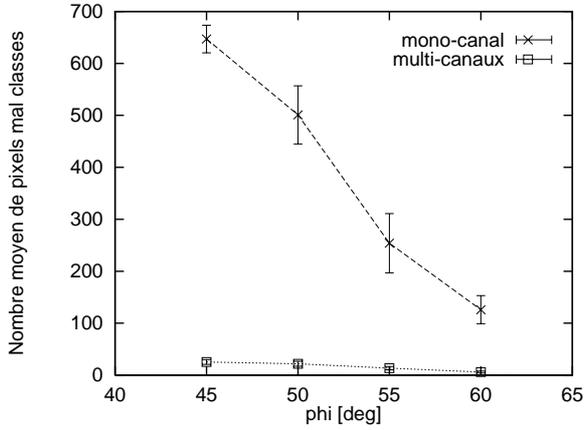


FIG. 2: (a) Image 64×64 contenant un objet à segmenter. L'objet a une taille de 737 pixels. (b) Exemple de réalisation du modèle d'image pour les paramètres $\mu_a = 3$ et $\mu_b = 1$. Le contour actif initial est superposé à l'image.

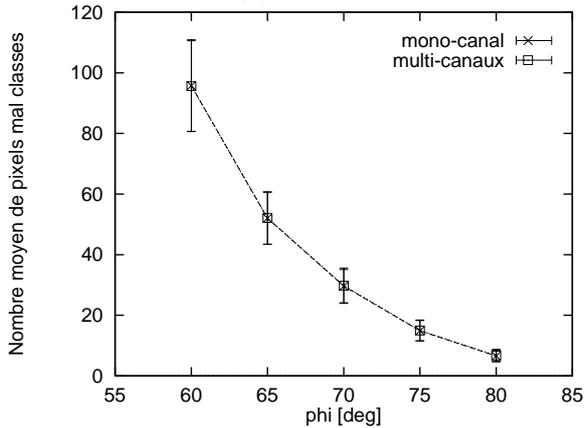
La figure 3 présente les résultats obtenus. Lorsqu'une grande variation d'intensité se produit entre les deux dates ($\delta = 27^\circ$), la méthode multi-canaux donne toujours de meilleurs résultats, quel que soit le contraste ϕ (figure 3a). Ce résultat est naturel puisque ce cas ne correspond pas du tout au cadre d'optimalité de l'approche mono-canal (*i.e.* $\psi(\mu_a)\psi(\mu_b) = 1$). Quand l'intensité moyenne ne varie pas entre les deux dates ($\delta = 0$), la méthode mono-canal est optimale. Cependant, on observe sur la figure 3b que la méthode multi-canaux donne d'aussi bons résultats dans ce cas. Ce test montre donc que la méthode multi-canaux est supérieure pour son domaine d'optimalité ($\delta \neq 0$) et donne des résultats équivalents dans le domaine d'optimalité de la méthode mono-canal ($\delta = 0$).

3.2 Influence de la taille de l'image

La faible différence de performances observée entre les algorithmes mono-canal et multi-canaux dans le cas $\delta = 0$ est vraisemblablement liée à la grande taille de l'image (64×64) utilisée dans la simulation. Lorsque $\delta = 0$ et que l'image est suffisamment grande pour estimer les moyennes avec précision, les expressions 2 et 3 sont en effet équivalentes. En revanche, l'optimalité de l'algorithme



(a) $\delta = 27^\circ$



(b) $\delta = 0$

FIG. 3: Comparaison des qualités de segmentation obtenues avec les algorithmes mono-canal et multi-canaux, en fonction de δ et ϕ (voir texte). La performance est évaluée en calculant le nombre moyen de pixels mal classés sur 1000 réalisations de l'image.

mono-canal devrait se manifester pour des tailles plus faibles. Nous avons donc comparé les qualités de segmentation obtenues pour $\delta = 0$, ϕ variable et pour diverses tailles. Les couples d'images utilisés sont des images $d \times d$ contenant un objet carré de dimensions $d/2 \times d/2$. Le contour actif est initialisé sur le contour réel et donne, après convergence, une certaine segmentation dont la qualité est évaluée selon la procédure détaillée ci-dessus.

Les résultats sont présentés sur la figure 4. La qualité de segmentation est, bien entendu, d'autant meilleure que l'image est grande et le contraste important. On observe encore que les deux algorithmes donnent des résultats quasiment équivalents et que la supériorité de l'algorithme mono-canal n'apparaît pas de façon significative, même pour de très petites images ($d = 8$).

3.3 Influence de la corrélation des canaux

L'indépendance des canaux constitue une hypothèse forte de l'approche considérée. En pratique, il peut exister une certaine corrélation entre les canaux. Nous avons donc évalué les performances des deux algorithmes pour divers degrés de corrélation entre les canaux et pour $\delta = 0$. Pour cela, nous avons utilisé des couples corrélés d'images

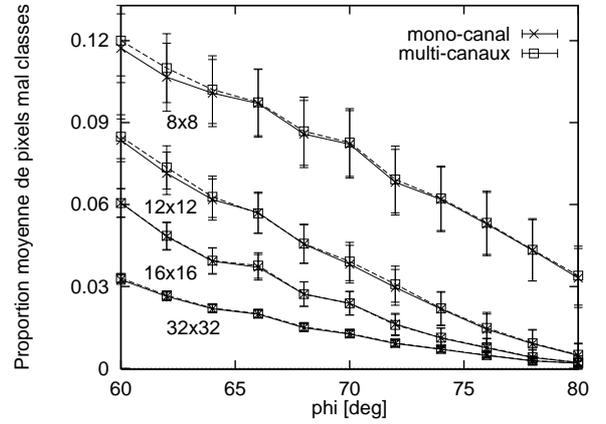


FIG. 4: Comparaison des qualités de segmentation obtenues avec les algorithmes mono-canal et multi-canaux, en fonction de la taille de l'image et du contraste ϕ (voir texte). La qualité est évaluée en calculant le pourcentage moyen de pixels mal classés sur 1000 réalisations de l'image.

32×32 , contenant un objet carré de dimensions 16×16 . Le contour actif est initialisé sur le contour réel de l'objet. Pour obtenir deux images corrélées, nous avons synthétisé la deuxième image en conservant une proportion C ($0 < C < 1$) des pixels de la première image. Ainsi, C représente une mesure de la corrélation entre les deux images.

Les résultats figurent sur la figure 5. La qualité de segmentation est d'autant meilleure que les images sont décorréliées (C faible) et le contraste important. Lorsque $C = 0$, les deux images sont complètement indépendantes. Les deux algorithmes donnent alors des résultats quasiment équivalents pour cette taille d'image. Lorsque $C = 1$, les images sont strictement identiques et les deux algorithmes aussi. Pour des corrélations intermédiaires, on observe encore une équivalence des performances des deux algorithmes.

3.4 Exemple sur des données réelles

La figure 6 illustre les résultats obtenus sur des images ERS-1 d'une région agricole en Ukraine. Dans les trois dates, le champ à segmenter apparaît avec des contrastes variables. La segmentation multi-canaux donne alors de meilleurs résultats que la segmentation mono-canal.

4 Conclusion

En conclusion, nous avons présenté une extension de la méthode SIRS pour les images ROS multitudes en étudiant les performances de deux solutions différentes : approche *mono-canal* (les intensités moyennes des dates sont supposées identiques) et approche *multi-canaux* (aucune hypothèse sur les intensités moyennes). L'approche multi-canaux donne des résultats meilleurs lorsque les moyennes sont différentes et équivalents lorsqu'elles sont identiques. Ces résultats sont robustes vis à vis de la taille de l'image et de la corrélation entre les dates.

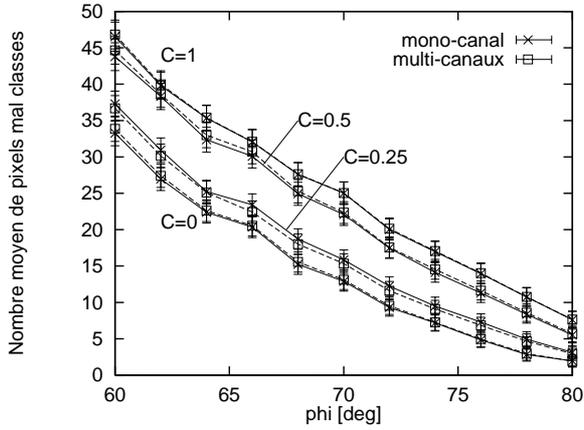


FIG. 5: Comparaison des qualités de segmentation obtenues avec les algorithmes mono-canal et multi-canaux, en fonction de la corrélation des canaux C et du contraste ϕ (voir texte). La qualité est évaluée en calculant le nombre moyen de pixels mal classés sur 1000 réalisations de l'image.

Remerciements

Ce travail a été en partie financé par le Centre National d'Études Spatiales qui a fourni les données ROS.

Références

- [1] A. Cumani, "Edge detection in multispectral images", *CVGIP: Graph. Models and Image Processing*, vol. 53, no. 1, pp. 40–51, 1991.
- [2] P. E. Trahanias and A. N. Venetsanopoulos, "Vector directional filters - a new class of multichannel image processing filters", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 2, no. 4, pp. 528–534, 1993.
- [3] J. Bruniquel and A. Lopès, "Analysis and enhancement of multi-temporal data to improve the radiometric resolution of SAR images", in *Proc. of EurOpto Symp. on Image and Signal Processing for Remote Sensing, Rome, Italy*. SPIE, 1994, vol. 2315, pp. 342–353.
- [4] O. Germain and Ph. Réfrégier, "Optimal snake-based segmentation of a random luminance target on a spatially disjoint background", *Opt. Lett.*, vol. 21, pp. 1845–1847, 1996.
- [5] C. Chesnaud, V. Pagé, and Ph. Réfrégier, "Robustness improvement of the statistically independent region snake-based segmentation method", *Opt. Lett.*, vol. 23, pp. 488–490, 1998.
- [6] Ph. Réfrégier, O. Germain, and T. Gaidon, "Optimal snake segmentation of target and background with independent gamma density probabilities, application to speckled and preprocessed images", *Optics Commun.*, vol. 137, pp. 382–388, 1997.
- [7] O. Germain and Ph. Réfrégier, "A snake-based method for the segmentation of objects in multichannel images degraded by speckle", *to appear in Opt. Lett.*, 1999.

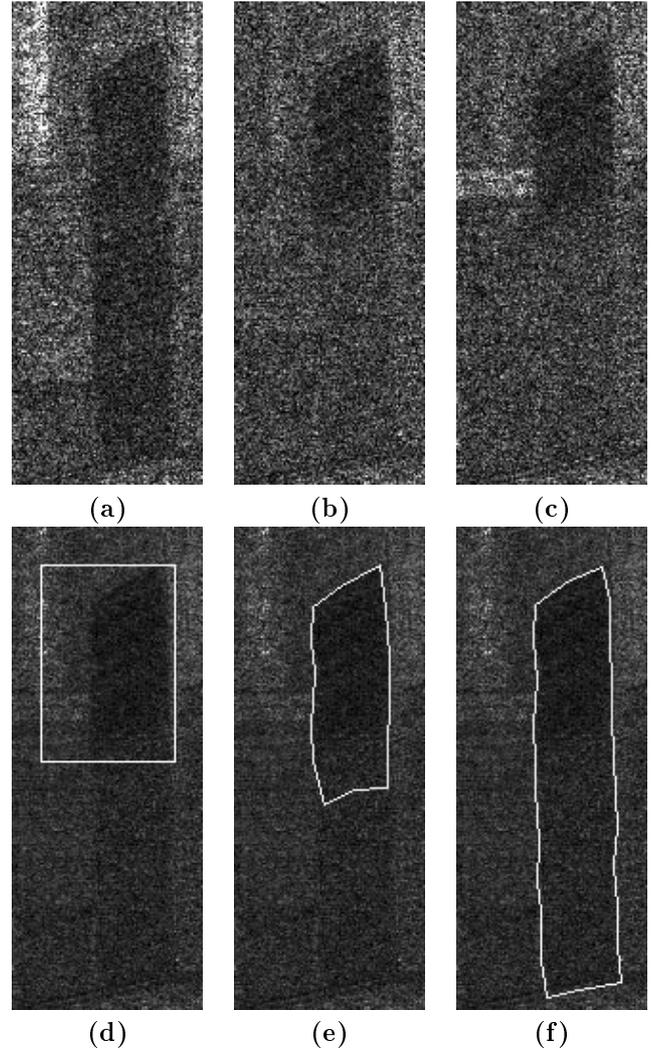


FIG. 6: (a) (b) (c) Trois dates ROS monovue, intensité d'une région agricole en Ukraine. Les résultats de segmentation sont présentés sur la somme des trois dates. (d) Initialisation du contour. (e) Resultat obtenu avec l'algorithme mono-canal. (f) Resultat obtenu avec l'algorithme multi-canaux.