

SEGMENTATION D'IMAGE PAR MINIMISATION DE LA COMPLEXITE STOCHASTIQUE

Frédéric Galland,

Doctorant en traitement d'images
frederic.galland@fresnel.fr + 33 4 91 28 80 78

Nicolas Bertaux,

Maître de conférences en traitement d'images
nicolas.bertaux@fresnel.fr + 33 4 91 28 84 98

Philippe Réfrégier,

Professeur en traitement d'images
Philippe.refregier@fresnel.fr +33 4 91 28 88 09

Adresse professionnelle

Equipe Physique et Traitement d'Images, Institut Fresnel, UMR CNRS 6133, ENSPM,
D.U. St Jérôme, 13397 Marseille cedex 20, France.

Résumé : Dans ce papier, nous proposons un algorithme de segmentation en zones homogènes d'images fortement bruitées. Cette segmentation est obtenue à l'aide d'une grille active polygonale et est basée sur la minimisation de la complexité stochastique de l'image. Cette approche permet d'obtenir un critère MDL (Longueur de Description Minimum) sans paramètre et généralisable au cas des images multi-composantes. Nous présentons ensuite des résultats sur des images réelles et synthétiques, de type scalaires, multi-dates ou multi-capteurs perturbées par des bruits Gamma, Poisson ou Bernoulli, qui démontrent la capacité de cet algorithme à estimer le nombre de régions et la position des contours. Nous proposons enfin une approche originale permettant simultanément de segmenter et de recalibrer deux images.

Summary : We propose in this paper an algorithm for noisy image segmentation into homogeneous regions. This segmentation is performed thanks to an active polygonal grid and is based on the minimization of the stochastic complexity of the image. This approach leads to a Minimum Description Length (MDL) criterion without free parameter which can be extended to deal with multicomponent images. Some segmentation results are then presented on scalar, multi-date or multi-sensor images (real and synthetic) which are corrupted with Gamma, Poisson or Bernoulli noise and demonstrate the ability of the algorithm to estimate the number of regions in the image and the position of the contours. We finally present an new approach to simultaneously segment and register two images.

Mots clés : Traitement d'images, Segmentation, Images multi-composantes, Principe MDL.

Segmentation d'image par minimisation de la complexité stochastique

1 - INTRODUCTION

La segmentation d'images est à la base de nombreux systèmes de traitement d'images tels que le filtrage, la classification ou la reconnaissance de formes.

Un des principaux enjeux de la segmentation d'image est l'obtention d'un algorithme automatique, c'est-à-dire sans paramètre à ajuster de la part de l'utilisateur. Dans cette optique, le principe de Description de Longueur Minimale (MDL) présenté par Rissanen (1978, 1989) a été généralisé à la segmentation d'images [Leclerc 1989, Zhu 1996, Figueiredo 2000]. Cette approche, basée sur la théorie de l'information, permet notamment d'estimer les paramètres libres d'un modèle.

Un autre enjeu majeur est le traitement d'images bruitées. Récemment, modèles déformables et approches statistiques ont été réunies [Staib 1992, Kervrann 1994, Storvik 1994, Nguyen 1992, Zhu 1996, Figueiredo 2000]. Un algorithme rapide de segmentation par contour actif statistique polygonal adapté au cas des images bruitées a ainsi été proposé par Germain (1996), permettant la segmentation d'un objet unique présent dans une image. Cette approche a ensuite pu être généralisée à une approche multi-régions grâce à une grille active statistique [Germain 2001]. La principale limitation de cette grille active est qu'elle repose sur une pré-segmentation. D'un autre côté, grâce à un critère MDL analogue à celui introduit auparavant par Figueiredo (2000), Ruch (2001) a régularisé le contour actif statistique polygonal en estimant le nombre de nœuds du polygone même en présence d'objets fortement non convexes.

Enfin, avec le développement des systèmes d'imagerie, il devient possible d'obtenir différentes images issues d'une même scène mais acquises par exemple par différents capteurs ou à différentes dates. Il est alors important de pouvoir combiner les informations contenues dans ces différentes images lors du traitement. L'apport de telles images multi-composantes, par rapport aux images mono-composantes classiques, a notamment été prouvé dans le cas d'images multi-dates perturbées par un bruit de speckle [Germain 1999].

L'objectif de cet article est de proposer un algorithme de segmentation d'images en zones homogènes multi-régions et adapté aux images bruitées ainsi que son extension au cas des images

multi-composantes. Guidés par tous les travaux mentionnés précédemment, nous combinerons approche statistique, contours actifs et principe MDL. Ce papier reprend ainsi les principaux résultats que nous venons de publier [Galland, 2003] et fait le point sur les différentes avancées qui ont été faites depuis, notamment en ce qui concerne les images multi-composantes et le recalage d'images.

2 - CRITERE MDL ET ALGORITHME DE SEGMENTATION

2.1 - Détermination du critère MDL

Le principe du MDL appliqué à la segmentation d'images consiste à choisir la segmentation qui permet de décrire l'image entière avec le nombre minimum de bits.

Nous avons proposé récemment un algorithme de segmentation d'images mono-composantes en zones homogènes qui repose sur un critère MDL et qui est adapté au cas des images perturbées par un bruit de speckle [Galland, 2003]. La partition de l'image se fait à l'aide d'une grille polygonale, c'est-à-dire un ensemble de nœuds reliés par des segments afin de définir des régions homogènes. L'image $s = \{s(x, y) | (x, y) \in [1, N_x] \times [1, N_y]\}$ contient $N = N_x \times N_y$ pixels et est composée de R régions homogènes Ω_r numérotées de 1 à R et contenant chacune N_r pixels. Dans chaque région, les niveaux de gris des pixels sont supposés être distribués selon une densité de probabilité (pdf) de vecteur de paramètres θ_r . La segmentation d'une image consiste à estimer le nombre de régions ainsi que le nombre et la position des nœuds de la grille. Elle est obtenue en minimisant un critère MDL qui correspond à une approximation de la complexité stochastique de l'image et est mesuré en nat ($1 \text{ nat} = (\log 2) \text{ bits}$). Ce critère peut être divisé en trois termes: le premier Δ_G représente le nombre de nats nécessaires pour coder la grille, le deuxième Δ_p sert à coder le vecteur de paramètres θ_r dans chaque région et le dernier Δ_L permet de coder les niveaux de gris des pixels dans chaque région et peut être approché par l'opposé de la log-vraisemblance de l'image. On obtient ainsi le

nombre total de nats Δ nécessaires pour coder l'image:

$$\begin{aligned} \Delta &= \Delta_G + \Delta_p + \Delta_L \\ &= n(\log N + \log p) + p(\log(2\hat{m}_x) + \log(2\hat{m}_y)) \\ &\quad + \log p + \sum_{r=1}^R \left(\frac{\alpha}{2} \log N_r - l_e[\Omega_r | \theta_r] \right) \end{aligned} \quad (1)$$

avec n le nombre minimum de sous-graphes Eulériens nécessaires pour décrire la grille, p le nombre de segments de la grille, \hat{m}_x (resp. \hat{m}_y) la longueur moyenne des projections horizontales (resp. verticales) des segments de la grille, α le nombre de paramètres de la pdf des niveaux de gris et $l_e[\Omega_r | \theta_r]$ la log-vraisemblance dans la région Ω_r .

Nous allons maintenant détailler l'expression de la log-vraisemblance apparaissant dans l'éq.(1) pour des niveaux de gris distribués selon différentes lois appartenant à la famille exponentielle. Ces expressions sont présentées dans le tab.1 et sont obtenues en remplaçant les paramètres inconnus des différentes lois par leurs estimées au sens du Maximum de Vraisemblance (MV).

2.2 - Algorithme de segmentation

Une fois déterminée la longueur de code associée à chaque segmentation, le but est de déterminer la segmentation permettant de minimiser cette longueur de code, c'est-à-dire le critère MDL de l'éq.(1). Ce critère dépend de trois inconnus: le nombre de régions R ainsi que le nombre et la position des nœuds. Le but est donc de trouver leurs valeurs qui permettent de minimiser le critère MDL. Cette optimisation est effectuée en trois étapes, comme cela est illustré sur l'image synthétique de la fig.1 composée de 256×256 pixels et perturbée par un bruit gamma d'ordre 1. Le contraste (défini comme le rapport des moyennes entre deux régions) est égal à 4. L'algorithme de segmentation correspond aux étapes qui suivent:

1. Tout d'abord, on génère une grille initiale fine et régulière (cf. (b)).
2. Ensuite, afin de diminuer rapidement le nombre de régions et de nœuds, on fusionne les régions à l'aide d'un critère de type GLRT¹ (Generalized Likelihood Ratio Test) avec un seuil fixe \tilde{S} . Dans toutes les expériences présentées dans cet article, nous avons pris $\tilde{S} = 3$, permettant de réduire le nombre de régions tout en évitant une sur-fusion² (cf. (c)).
3. Nous déplaçons alors les nœuds afin d'estimer leur position en minimisant le critère MDL (cf. (d)).

¹ Nous avons dérivé ce test du critère MDL.

² C'est-à-dire une fusion conduisant à une sous-estimation du nombre de régions.

4. Puis nous supprimons les nœuds inutiles jusqu'à ce que plus aucune suppression de nœud ne fasse décroître le critère MDL (cf. (e)).

5. Enfin nous effectuons à nouveau une étape de fusion de régions, mais basée sur le critère MDL cette fois-ci et qui consiste à fusionner les régions voisines deux à deux tant que cela entraîne une baisse du critère MDL (cf. (f)).

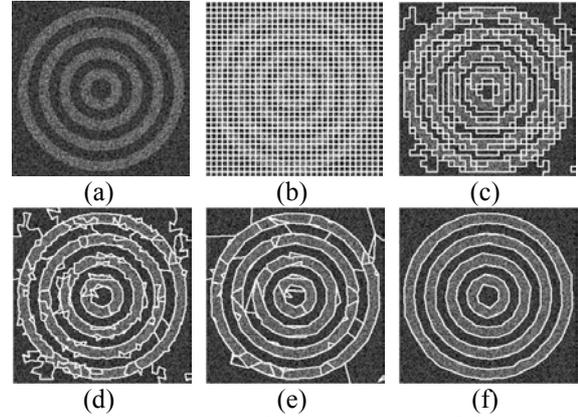


Fig.1: Segmentation d'une image synthétique de 256×256 pixels perturbée par un bruit gamma d'ordre 1. a: image - b: grille initiale - c: fusion de régions - d: déplacement des nœuds - e: suppression des nœuds inutiles - f: fusion de régions. Les niveaux de gris de l'image ont été modifiés pour une meilleure visualisations.

Afin d'assurer la convergence, il est en général nécessaire de recommencer un ou deux cycle d'optimisation (c'est-à-dire recommencer les étapes 3, 4 et 5). Il est intéressant de souligner que les étapes 3, 4 et 5 sont basées sur la minimisation d'un critère MDL unique et sans paramètre. De plus, cet algorithme utilise une technique détaillée dans [Chesnaud 1999, Germain 2001, Galland 2003] qui permet de remplacer les sommations sur des surfaces par des sommations sur des contours, ce qui conduit à un algorithme rapide (moins de 3 secondes pour l'image de la fig.1 sur un PC à 2.8 GHz).

Dans tous les exemples de segmentation présentés dans cet article, le processus de segmentation sera similaire à celui qui vient d'être décrit: seule la grille initiale pourra changer. Il est intéressant de noter que la taille de la grille initiale influence assez peu le résultat de la segmentation. De plus, il est possible de choisir automatiquement la meilleure grille au sens du MDL: il suffit pour cela de segmenter l'image avec plusieurs grilles initiales différentes et de sélectionner celle qui conduit au critère MDL minimum. Dans toute la suite, les résultats de segmentation seront présentés en utilisant cette meilleure grille initiale au sens du MDL.

pdf	α	log-vraisemblance	$\hat{\theta}_r$
Gaussienne	2	$-\frac{1}{2} \sum_{r=1}^R N_r \log \left(\hat{\theta}_r^{(2)} \right)$	$\hat{\theta}_r^{(1)} = \frac{1}{N_r} \sum_{(x,y) \in \Omega_r} s(x,y)$ $\hat{\theta}_r^{(2)} = \frac{1}{N_r} \sum_{(x,y) \in \Omega_r} s(x,y)^2 - \left(\hat{\theta}_r^{(1)} \right)^2$
Gamma d'ordre L	1	$-L \sum_{r=1}^R N_r \log \left(\hat{\theta}_r \right)$	$\hat{\theta}_r = \frac{1}{N_r} \sum_{(x,y) \in \Omega_r} s(x,y)$
Rayleigh	1	$-\sum_{r=1}^R N_r \log \left(\hat{\theta}_r \right)$	$\hat{\theta}_r = \frac{1}{N_r} \sum_{(x,y) \in \Omega_r} s(x,y)^2$
Poisson	1	$\sum_{r=1}^R N_r \hat{\theta}_r \log \left(\hat{\theta}_r \right)$	$\hat{\theta}_r = \frac{1}{N_r} \sum_{(x,y) \in \Omega_r} s(x,y)$
Bernoulli	1	$\sum_{r=1}^R N_r \left\{ \hat{\theta}_r \log \hat{\theta}_r + (1 - \hat{\theta}_r) \log(1 - \hat{\theta}_r) \right\}$	$\hat{\theta}_r = \frac{1}{N_r} \sum_{(x,y) \in \Omega_r} s(x,y)$

Tab.1: Log-vraisemblance et nombre de paramètres α pour différentes lois de probabilités. Le vecteur de paramètres θ_r , inconnu a été remplacé par son estimée $\hat{\theta}_r$, au sens du Maximum de Vraisemblance (MV). Les termes constants indépendants de la segmentation (mais qui dépendent de l'image et de l'ordre dans le cas Gamma) n'ont pas été pris en compte dans l'expression des log-vraisemblances.

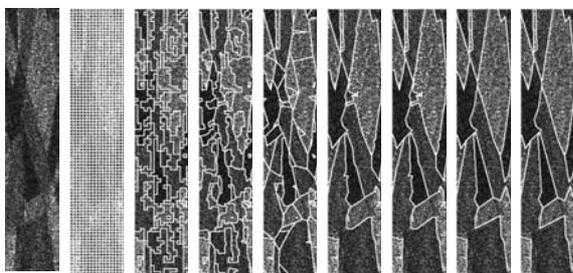


Fig.2: Segmentation d'une image SAR simple-vue (105×522 pixels) d'une région agricole près de Bourges (France) obtenue par le satellite ERS-1 (fournie par le CNES et distribuée par l'ESA). (a) image SAR - (b) grille initiale - (c) fusion de régions - (d) déplacement des nœuds - (e) suppression des nœuds inutiles - (f) fusion des régions - (g) déplacement des nœuds - (h) suppression des nœuds inutiles - (i) fusion de régions.

3 - SEGMENTATION D'IMAGES MONO-COMPOSANTES

3.1 - Résultats

Nous allons maintenant présenter, à titre d'exemple, la segmentation d'une image mono-composante réelle. La fig.2-a est une image Radar à Ouverture Synthétique (SAR) simple vue et mono-composante d'une région agricole près de Bourges (France), obtenue par le satellite ERS-1 (image fournie par le CNES et distribuée par l'ESA). Comme nous pouvons le voir, cette image est fortement perturbée par un phénomène de speckle qui peut être modélisé par une loi gamma. De plus, comme il s'agit d'une image simple-vue (c'est-à-dire qu'il n'y a pas eu de moyennage spatial ou temporel de l'image), l'ordre de cette loi gamma peut être pris égal à 1. Nous verrons dans la partie suivante qu'il est de toute façon possible d'estimer la valeur de cet

ordre. En utilisant le critère MDL adapté pour une loi gamma (cf. éq.(1) et tab.1) et en utilisant l'algorithme présenté précédemment, nous obtenons les résultats de la fig.2.

3.2 - Estimation de l'ordre du speckle

Nous allons maintenant voir que lorsque l'ordre de la loi gamma utilisé pour modéliser le speckle n'est pas connu, il est possible de l'estimer à l'aide de la complexité stochastique. Pour cela, notons tout d'abord que l'ordre intervient uniquement comme un facteur multiplicatif dans la log-vraisemblance présentée dans le tab.1. Cela signifie que plus l'ordre est élevé, plus le terme de log-vraisemblance

Δ_L est prépondérant par rapport aux autres termes Δ_P et Δ_G : une diminution de l'ordre dans le critère MDL entraîne donc une simplification de la grille. L'idée est donc la suivante. Après avoir généré une grille initiale, l'utilisateur fixe l'ordre à une valeur élevée dans le critère MDL, par exemple $L=10$ puis lance une segmentation MDL. Une fois l'algorithme terminé, la grille obtenue sert alors de grille initiale pour une nouvelle segmentation, mais en imposant cette fois un ordre $L=L-1$, etc, jusqu'à avoir $L=1$. On obtient ainsi un résultat de segmentation et une valeur du critère MDL pour chacun des 10 ordres $L=\{1,2,\dots,10\}$. Il suffit alors de comparer ces 10 valeurs du critère MDL: le minimum de ce critère fournit simultanément une estimation de l'ordre et une segmentation de l'image. Bien sûr, il est important de remarquer qu'il faut ajouter à la log-vraisemblance fournie dans le tab.1, les termes indépendants de la segmentation mais dépendant de l'ordre L . Dans le cas d'une loi gamma d'ordre L , ces termes sont les suivants:

$$N(L \log L - \log \Gamma(L) - L) + (L-1) \sum_{\text{image}} \log(s(x,y))$$

Cette approche est illustrée sur la fig.3.

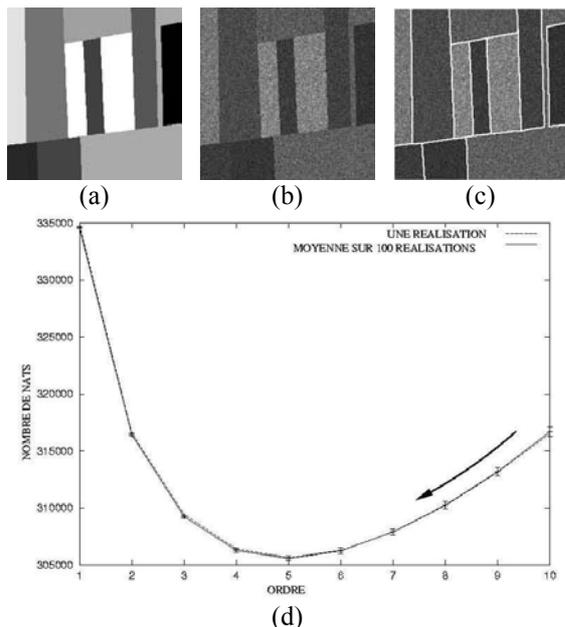


Fig.3: Segmentation avec estimation de l'ordre du speckle. On génère à partir de l'image synthétique de 256×256 pixels (a) une image perturbée par un bruit de speckle d'ordre 5 (b). L'algorithme de segmentation est le suivant: après avoir généré une grille initiale, on segmente l'image en ayant fixé un ordre $L=10$. On pose alors $L=L-1$ et on se sert de la grille issue de la segmentation précédente pour segmenter à nouveau l'image, etc, jusqu'à avoir $L=1$. La courbe (d) montre l'évolution du critère MDL lorsque L diminue (trait plein: évolution pour une réalisation - trait pointillé: moyenne sur 100 réalisations). Nous obtenons bien un minimum pour $L=5$, qui correspond à la valeur exacte de l'ordre. La segmentation correspondante est affichée sur la figure (c).

4 - SEGMENTATION D'IMAGES MULTI-COMPOSANTES

4.1 - Généralisation du critère MDL au images multi-composantes

Nous allons maintenant généraliser l'approche présentée dans les parties 2 et 3 au cas des images multi-composantes. Une image multi-composantes (c'est-à-dire vectorielle) \mathbf{s} est composée de M images mono-composantes (c'est-à-dire scalaires) s_i ($i \in \{1, 2, \dots, M\}$):

$$\mathbf{s}(x, y) = (s_1(x, y), s_2(x, y), \dots, s_M(x, y))$$

Le but de la segmentation est, comme dans le cas scalaire, de diviser l'image \mathbf{s} en R régions homogènes Ω_r , ce qui signifie que la partition de l'image est la même pour toutes les composantes. Dans chaque région, les vecteurs des niveaux de gris de chaque pixel $\mathbf{s}(x, y)$ suivent une densité de

probabilité P_{θ_r} de vecteur de paramètres θ_r . De plus, chacune des composantes s_i est supposée indépendante, ce qui signifie que $P_{\theta_r} = \prod_{i=1}^M P_{\theta_r^i}^i$ où $P_{\theta_r^i}^i$ est la pdf des niveaux de gris $s_i(x, y)$, $(x, y) \in \Omega_r$ de la $i^{\text{ème}}$ composante et θ_r^i son vecteur de paramètres.

Réécrivons maintenant le critère MDL obtenu en (1) pour les images multi-composantes. Il est facile de voir que le terme de codage de la grille Δ_G reste le même dans les cas mono et multi-composantes, la grille étant commune à toutes les composantes de l'image. Ainsi, dans l'éq.(1), seuls le nombre de paramètres de la densité de probabilité et l'expression de la log-vraisemblance changent. Grâce à l'hypothèse d'indépendance de chaque composante, on peut écrire:

$$l_e[\Omega_r | \theta_r] = \sum_{i=1}^M l_e[\Omega_r^i | \theta_r^i] \quad (2)$$

où $\Omega_r^i = \{s_i(x, y), (x, y) \in \Omega_r\}$ et où $l_e[\Omega_r^i | \theta_r^i]$ est la log-vraisemblance de la région Ω_r pour la $i^{\text{ème}}$ composante. On obtient également:

$$\alpha = \sum_{i=1}^M \alpha_i \quad (3)$$

où α_i est le nombre de paramètres de la pdf $P_{\theta_r^i}^i$ de la $i^{\text{ème}}$ composante.

En remplaçant ces équations (2) et (3) dans le critère MDL pour les images scalaires de l'éq.(1), on obtient le critère MDL multi-composantes suivant:

$$\Delta = n(\log N + \log p) + p(\log(2\hat{m}_x) + \log(2\hat{m}_y)) \quad (4)$$

$$+ \log p + \sum_{r=1}^R \left[\left(\sum_{i=1}^M \frac{\alpha_i}{2} \right) \log N_r - \sum_{i=1}^M l_e[\Omega_r^i | \theta_r^i] \right]$$

Dans cette équation, comme α_i et $l_e[\Omega_r^i | \theta_r^i]$ sont le nombre de paramètres et la log-vraisemblance de la $i^{\text{ème}}$ composante, c'est-à-dire une image scalaire, on peut utiliser leurs expressions données dans le tab.1.

L'optimisation de ce critère se fait de la même manière que dans le cas des images mono-composantes. Nous allons maintenant présenter quelques résultats de segmentation d'images vectorielles.

4.2 - Images de type multi-dates

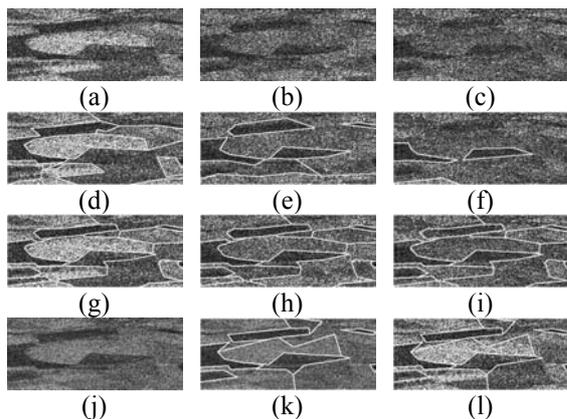


Fig.4: Segmentation d'une image SAR 3-dates obtenue par le satellite ERS-1 (fournie par le CNES et distribuée par l'ESA). Les 3 dates (a),(b),(c) sont des images SAR simple vue (150x350 pixels) de zones agricoles près de Bourges (France). Les résultats de segmentation avec une approche scalaire sont affichés sous chacune des dates (cf. (d),(e),(f)). La segmentation obtenue avec une approche vectorielle a été superposée sur les 3 dates (cf. (g),(h),(i)). De plus, une segmentation scalaire sur la somme des trois dates a été effectuée: l'image de la somme est présentée en (j) et le résultat de la segmentation a été superposé sur la somme (cf. (k)) et sur la première date (cf.(l)).

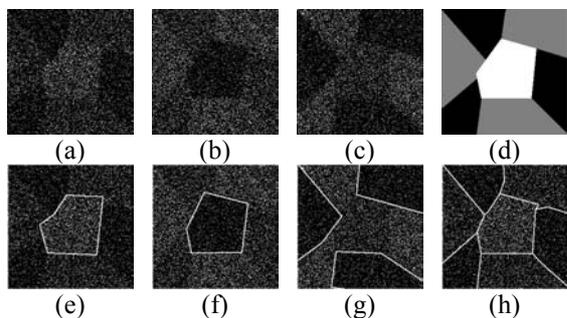


Fig.5: Segmentation d'une image synthétique 3-dates (256x256 pixels) perturbée par un bruit de Bernoulli. (a),(b),(c): images des 3 dates; la moyenne dans chaque région diffère d'une date à l'autre; de plus la somme des trois dates est un bruit uniforme sur toute l'image et ne contient donc aucune information exploitable. (d): image non bruitée. (e),(f),(g): résultats de segmentation avec une approche scalaire sur chacune des 3 dates. (h): segmentation avec une approche vectorielle sur les 3 dates; le résultat a été affiché sur la date (a).

Dans cette partie, nous allons nous intéresser aux images de type multi-dates. Dans le cas des images SAR, elles sont obtenues en observant la même zone à plusieurs dates différentes. La végétation ayant changé entre-temps, il en résulte que les moyennes varient entre chacune des différentes dates. On obtient ainsi une image où la famille de la densité de probabilité des niveaux de gris est la

même pour toutes les composantes (à savoir une loi gamma d'ordre 1), mais où le paramètre de cette loi (la moyenne) au sein d'une même région varie selon la composante considérée. Nous présentons la segmentation d'une image SAR vectorielle composée de 3 dates sur la fig.4. La segmentation d'une image synthétique de type 3-dates perturbée par un bruit de Bernoulli est présentée sur la fig.5. Ces deux exemples montrent l'apport d'une approche vectorielle par rapport à une approche scalaire sur une seule composante ou même sur la somme des différentes composantes.

4.3 - Images de type multi-capteurs sans recalage

Nous allons maintenant nous intéresser à un autre type d'images multi-composantes. Dans la partie précédente, nous avons étudié le cas d'images prises par le même capteur mais à des dates différentes. Il est également possible d'imaginer l'acquisition simultanée d'images à l'aide de plusieurs capteurs. Cela suppose bien sûr que les différents capteurs soient pointés rigoureusement sur la même scène, ou sinon que les différentes images soient recalées entre elles. Pour l'instant nous supposons que les images ont été préalablement recalées: nous verrons dans la partie suivante que le problème du recalage peut être abordé en même temps que la segmentation.

Le bruit présent dans une image dépend fortement du capteur. Dans la suite, nous traiterons le cas d'une image synthétique pouvant être obtenue en combinant un système d'imagerie active et une caméra à faible flux (cf. fig.6). L'image fournie par ces deux capteurs sera alors perturbée par un bruit de speckle pour la première (b) alors que ce sera un bruit de Poisson pour la deuxième (c). De plus, comme nous supposons que ces deux images sont obtenues simultanément, la réflectivité (c'est-à-dire la moyenne) dans chaque région est la même quelle que soit l'image considérée. Nous obtenons ainsi une image à deux composantes ne différant que par la distribution de leurs niveaux de gris (et non par la moyenne de ces niveaux de gris).

Sur la fig.6, nous pouvons voir le résultat de la segmentation lorsque l'on prend en compte seulement la première image (cf. (e)): seule la partie basse a été correctement segmentée, alors que nous obtenons le résultat inverse en travaillant sur la deuxième image (cf. (f)). Cela résulte du fait que le contraste dépend du type de bruit présent dans l'image. En effet, bruitée par du speckle, l'image (a) aura un meilleur contraste sur le bas de l'image que sur le haut, alors que ce sera le contraire si cette même image est bruitée par un bruit de Poisson. Une approche vectorielle permet alors de combiner les avantages des deux capteurs:

la segmentation obtenue est en effet correcte aussi bien dans la partie haute que dans la partie basse de l'image (g-h).

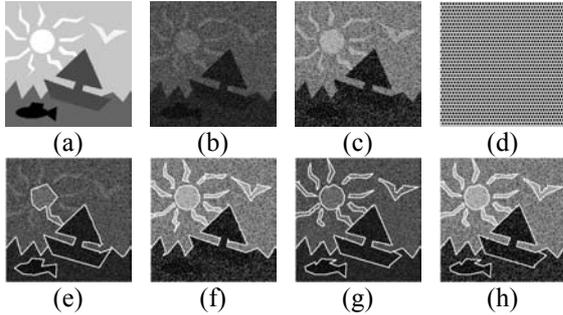


Fig.6: Segmentation d'une image de type multi-capturer de 256×256 pixels (a) et perturbée par un bruit de speckle d'ordre 1 (b) et par un bruit de Poisson (c). La grille initiale est affichée en (d). La fig.(e) (resp. (f)) a été obtenue en effectuant la segmentation uniquement sur l'image (b) (resp. (c)). Avec une approche vectorielle sur les deux images (b) et (c) simultanément, nous obtenons les fig.(g) et (h) où la grille a été superposée sur chacune des deux images (b) et (c). Pour des questions de visualisation, les niveaux de gris ont été modifiés à l'affichage.

4.4 - Segmentation avec recalage simultané

Dans la partie précédente, nous avons supposé que les images issues de capteurs différents avaient été préalablement recalées. Nous allons maintenant montrer qu'il est possible d'effectuer simultanément le recalage et la segmentation d'une image à deux composantes.

Pour cela nous proposons d'estimer le décalage entre les deux images à l'aide du critère MDL de l'éq.(4): le meilleur recalage au sens du MDL peut être défini comme le recalage qui permet de minimiser la longueur de description des deux images. Pour recalcer ces deux images, il suffit donc de décaler une des deux images puis de segmenter les deux images avec une approche vectorielle. On obtient ainsi la segmentation et la valeur du critère MDL pour un décalage donné. On compare ensuite les valeurs du critère MDL obtenues pour différents décalages: le minimum de ce critère nous donne accès simultanément à la valeur du décalage à effectuer et à la segmentation associée.

Illustrons maintenant cette approche sur l'exemple de la fig.7. Pour cela, nous avons généré à partir d'une image synthétique deux images avec des moyennes différentes et bruitées par un bruit de speckle d'ordre 1 pour la première (fig.(a), première ligne) et un bruit de Poisson pour la deuxième (fig.(a), deuxième ligne). Un décalage de 5 pixels horizontalement et verticalement a été généré entre ces deux images. Nous procédons alors de la façon

suivante: nous translatons la deuxième image d'un vecteur $(d_x, d_y) \in [-20, +20]^2$ puis nous segmentons l'image bi-composante ainsi obtenue. La valeur minimum du critère MDL est obtenue pour $d_x = 5$ et $d_y = 5$, ce qui correspond au vrai décalage. Sur la colonne (b) de la fig.7, nous avons présenté les résultats de segmentation obtenus lorsque $d_x = d_y = 0$ et sur la colonne (c) lorsque $d_x = d_y = 5$. La grille a été superposée sur la première composante (ligne 1) et la deuxième (ligne 2). La colonne (c) représente le résultat de la segmentation vectorielle effectuée sur les images recalées. Cet exemple permet de voir que lorsque les images ne sont pas recalées (cf. colonne (b)), cela entraîne une surestimation de la complexité de la grille Δ_G et l'apparition de régions inhomogènes, c'est-à-dire une surestimation de la complexité des niveaux de gris Δ_L .

L'intérêt principal de cette méthode de recalage est d'être applicable même dans les cas où moyennes et lois de probabilités diffèrent entre les deux images à recalcer.

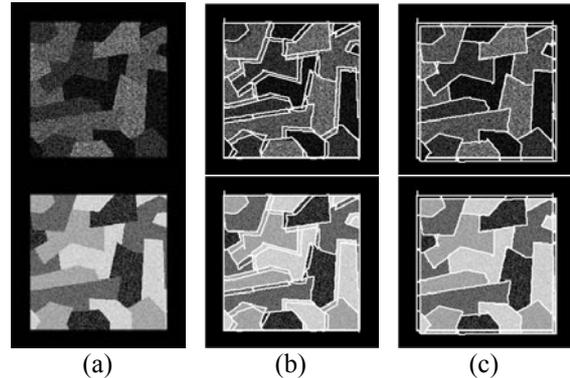


Fig.7: Segmentation avec recalage simultané d'une image synthétique bi-composante (256×256 pixels). Colonne (a): image bi-composante. Colonne (b): segmentation vectorielle sans recalage. Colonne (c): segmentation vectorielle après un décalage de la composante 2. La ligne 1 est relative à la première composante (bruit de speckle d'ordre 1) et la ligne 2 à la deuxième (bruit de Poisson). Les niveaux de gris des images ont été modifiés pour une meilleure visualisation.

5 - CONCLUSION

Nous avons proposé un nouvel algorithme de segmentation d'images en zones homogènes qui repose sur la minimisation d'un critère MDL, ainsi que son extension au cas des images multi-composantes. Les résultats présentés montrent l'efficacité de cette approche pour traiter des images fortement bruitées. De plus, nous avons mis en

évidence l'apport d'une approche vectorielle par rapport à une approche scalaire, que ce soit pour traiter des images de type multi-dates ou multi-capteurs. Par ailleurs, nous avons développé une nouvelle approche permettant d'estimer au sens du MDL différents paramètres intervenant lors de l'optimisation ou dans le modèle d'image: nous avons ainsi vu qu'il était possible de segmenter une image tout en estimant simultanément la taille de la grille initiale, l'ordre du bruit de speckle ou même le décalage entre deux composantes d'une image vectorielle.

6 - REMERCIEMENTS

Nous tenons à remercier le CNES qui nous a fourni les images SAR ainsi que F.Goudail et P.Martin pour leurs précieux conseils.

BIBLIOGRAPHIE

- Rissanen, J. (1978), *Modeling by shortest data description*, Automatica, vol.14, p.465-471.
- Rissanen, J. (1989), *Stochastic Complexity in Statistical Inquiry*, World Scientific, Singapore.
- Leclerc, Y.G. (1989), *Constructing simple stable descriptions for image partitioning*, Computer Vision, vol.3, p.73-102.
- Zhu, Z.C., Yuille, A. (1996), *Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, no.9, p.884-900.
- Figueiredo, M., Leitão, J., Jain, A.K. (2000), *Unsupervised contour representation and estimation using B-splines and a minimum description length criterion*, IEEE Trans. Image Processing, vol.9, p.1075-1087.
- Staib, L.H., Duncan, J.S. (1992), *Boundary finding with parametrically deformable contour models*, IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell., vol.14, no.11, p.1061-1075.
- Kervrann, C., Heitz, F. (1994), *A hierarchical statistical framework for the segmentation of deformable objects in image sequences*, IEEE Conf. Comp. Vision Pattern Recognition, Seattle, p.724-728.
- Storvik, G. (1994), *A Bayesian approach to dynamic contours through stochastic sampling and simulated annealing*, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.16, no.10, p.976-986.
- Nguyen, C., Herlin, I., Graffigne, C. (1992), *A deformable region model using stochastic processes applied to echadiographic images*, Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Urbana Chapagn, USA, IEEE.
- Germain, O., Réfrégier, Ph., (1996), *Optimal snake-based segmentation of a random luminance target on a spatially disjoint background*, Opt. Lett., vol.21, no.22, p.1845-1847.
- Germain, O., Réfrégier, Ph. (2001), *Statistical active grid for segmentation refinement*, Pattern Recognition Letters, vol.22, no.3, p.1125 -1132.
- Ruch, O., Réfrégier, Ph., (2001), *Minimal complexity segmentation with a polygonal snake adapted to different noise models*, Optical Letter, vol.22, p.1125-1132.
- Germain, O., Réfrégier, Ph. (1999), *Snake-based method for the segmentation of objects in multichannel images degraded by speckle*, Optics Letters, vol.24, no.12, p.814-816.
- Galland, F., Bertaux, N., Réfrégier, Ph. (2003), *Minimum description length synthetic aperture radar image segmentation*, IEEE Trans. on Image Processing, vol.12, no.9, p.995-1006.
- Chesnaud, C., Réfrégier, Ph., Boulet, V. (1999), *Statistical region snake-based segmentation adapted to different physical noise models*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.21, no.11, p.1145-1157.