Télédétection, 2005, vol. 5, n° 1-2-3, p. 215–225

© 2005 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*

MODÈLE VARIATIONNEL POUR LA CLASSIFICATION DES IMAGES SATELLITAIRES MULTIBANDES : APPLICATION À LA RÉGION DE BLIDA (ALGÉRIE)

MALIKA IDDIR-ZAIT[a,1] et YOUSEF SMARA[b,2]

[a] *Institut National d'informatique,*
B.P. 68 M, Oued Smar, Alger, Algérie
Téléphone : +213 21 51 60 77; télécopieur : +213 21 51 61 56

[b] *Laboratoire traitement d'image et rayonnements,*
Faculté d'électronique et d'informatique, Université des Sciences et Technologies Houari Boumedienne,
B.P. 32, El-Alia, Bab-Ezzouar, 16111 Alger, Algérie
Téléphone : +213 21 24 79 12, poste 806 ; télécopieur : +213 21 24 71 87

Courriel (1,2) : malika_iddir@yahoo.fr ; y.smara@mailcity.com

(soumis : 9 mars 2004 ; révisé : 10 mai 2004 ; accepté 1er juillet 2004)

Les techniques de traitement des images satellitaires permettent l'exploitation des données fournies par les capteurs multibandes pour l'identification des différents thèmes de la couverture terrestre. Parmi les techniques d'extraction d'informations, la classification est l'outil le plus utilisé. La classification est le partitionnement de l'image en régions homogènes appelées classes. Les classes sont construites à partir des attributs de pixels (niveau de gris, texture, *etc.*). Parmi les méthodes de classification, nous pouvons citer les modèles stochastiques, géométriques et, plus récemment, les modèles variationnels. Nous présentons ici une méthode récente de classification d'image, appliquée à l'identification des thèmes urbains, périurbains et agricoles qui caractérisent la région de Blida (Algérie). Il s'agit d'une méthode déterministe basée sur le calcul variationnel, l'utilisation des contours et des régions actifs, ainsi que sur le calcul de courbes géodésiques. Les contours et les régions correspondantes sont formulés par les ensembles de niveaux de fonctions implicites. Cette formulation confère à cette méthode une grande souplesse par rapport aux changements de topologie des contours et elle permet aux contours initiaux de se scinder ou de fusionner pour détecter les régions non connexes d'une même classe. L'évolution des contours actifs est guidée par la minimisation d'une fonctionnelle. L'utilisation de l'équation d'Euler-Lagrange permet de minimiser cette fonctionnelle en passant par la résolution d'un système d'équations aux dérivées partielles (EDP). Pour valider ce modèle, nous l'avons d'abord testé sur des images de synthèse et ensuite sur des images satellitaires multibandes, venant du capteur HRV de SPOT-1, couvrant la région de Blida, au nord de l'Algérie. Nous avons également comparé cette méthode avec la méthode de classification classique du maximum de vraisemblance. Nous présentons les résultats obtenus ainsi que leur interprétation.

Mots-clefs : classification ; approches variationnelles ; contours actifs ; courbes géodésiques ; équations d'Euler-Lagrange.

VARIATIONAL MODEL FOR SATELLITE IMAGE CLASSIFICATION : APPLICATION TO AREA OF BLIDA (ALGERIA)

The objective of satellite image processing is the use of the data provided by the sensors, for the identification of the different themes of the land cover. Among the techniques of extraction of information, the classification is the more used tool. The aim of classification is to carry out a partition of the image in homogeneous regions named classes. The classes are constructed from the attributes of pixels (gray level, texture, etc.). Among the classification methods we can mention the stochastic models, geometric models and more lately deterministic models. In this paper, we present a recent method of image classification, applied to the identification of the urban, semiurban and agricultural themes of the region of Blida (Algeria). This variational approach is deterministic and operates by minimization of an energy function. It is based on the use of the active contours, as well as geodesics curves. The contours and the corresponding regions are formulated by the level sets of implicit functions. This formulation confers to this method a big suppleness in relation to the changes of topology of contours. It allows the initial contours to divide themselves or to merge to detect the non connexed regions of a same class. On the other hand, and in the goal to minimize the function of energy, equations of Euler Lagrange are used and allow to solve a problem of partial derivatives equations. To validate this model, we first tested it on synthetic images and then on SPOT HRV multispectral images, covering the region of Blida, north of Algeria. We also compared this method with maximum likelihood method. We present at the end of this paper the gotten results as well as their interpretation.

Keywords : classification ; variationnal approach ; active contours ; geodesic curves ; Euler-Lagrange equation.

1. INTRODUCTION

La télédétection est une science pluridisciplinaire qui connaît actuellement un véritable essor avec la mise sur orbite quasi incessante de satellites avec des capteurs de plus en plus sensibles et de plus en plus variés.

Pour l'extraction de l'information thématique des images de télédétection, la classification

s'avère un outil incontournable. Elle consiste à réaliser une partition de l'image en régions repérées par des étiquettes différentes. On distingue deux types de classification : la classification dirigée, pour laquelle le nombre de classes et leurs paramètres sont connus au préalable, et la classification non dirigée qui ne nécessite aucune connaissance *a priori* sur les classes.

La classification telle que nous l'envisageons dans cet article appartient aux approches dirigées et elle est basée sur le calcul variationnel.

Plusieurs méthodes de classification ont précédé l'approche que nous développons ; nous pouvons citer les méthodes basées sur des mesures de similarité, telle que la minimisation de distance, et celles basées sur le calcul de probabilités, telles que le maximum de vraisemblance et les modèles markoviens (Pony *et al*., 2000).

Les travaux sur la classification variationnelle sont peu nombreux. Ceci est principalement dû au fait que le caractère du calcul de variations est continu, alors que la classification est une opération d'étiquetage discrète (Blanc-Féraud, 2000). Il faut toutefois noter que l'emploi des équations aux dérivées partielles (EDP) en traitement d'images ne s'est concrétisé que lors de la dernière décennie. Ces approches ont déjà prouvé leur efficacité dans d'autres applications du traitement d'images telle que la restauration avec préservation de discontinuités (Blanc-Féraud, 2000) et (Aubert and Kornprobst, 2002), ce qui a motivé la mise en œuvre de méthodes de classification dans un cadre variationnel.

La méthode que nous développons dans cet article peut être vue comme une opération de segmentation, à laquelle un processus d'étiquetage de pixels est ajouté. Plusieurs méthodes de segmentation ont été élaborées en traitement d'images. Parmi elles, nous comptons la segmentation par contours actifs (Mumford and Shah, 1989) et sa version améliorée par l'utilisation de la géométrie riemannienne et par l'introduction de courbes géodésiques (Sapiro *et al*. 1995 ; Aubert *et al.,* 2002)

Cette méthode est basée sur la construction d'une fonctionnelle d'énergie sur l'image. Le minimum de cette fonctionnelle est atteint lorsque l'image est formée de régions homogènes et d'interfaces de longueurs minimales. Vu sous cet œil, le problème de classification est équivalent à un problème de minimisation d'énergie associée à l'évolution des contours et des régions actifs. Cette minimisation est réalisée à travers la résolution d'un système d'équations aux dérivées partielles (EDP).

Schématiquement, nous pouvons résumer les différentes étapes de notre travail par le synoptique de la figure 1. La classification étant dirigée, elle est précédée d'une étape d'apprentissage qui consiste à sélectionner, sur l'image, les zones représentatives des différentes classes et à extraire un échantillon d'apprentissage. À partir de cet échantillon, les paramètres statistiques des classes sont estimés. Dans notre cas, nous supposons que les niveaux de gris suivent une distribution gaussienne, caractérisée par un vecteur moyenne et une matrice de variance-covariance.

La classification par modèle variationnel est détaillée sur la figure 2. Après la description du site d'étude, nous donnons quelques notions sur les contours actifs classiques, et ce qui justifie l'utilisation des courbes géodésiques. Nous détaillons également la formulation par les ensembles de niveaux et les avantages qu'elle procure par rapport à l'évolution des courbes dans le temps.

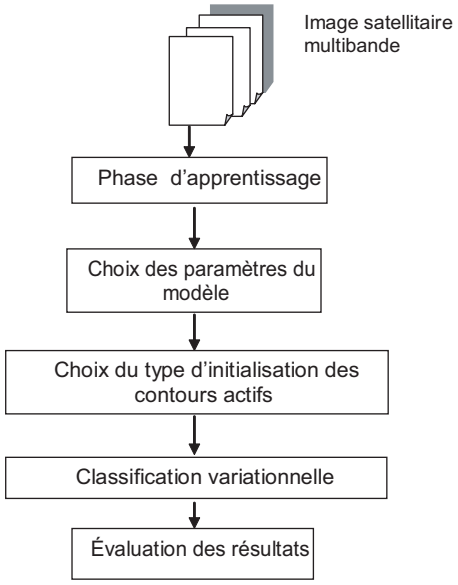


FIGURE 1 Schéma global de la classification dirigée. *Global diagram of supervised classification.*

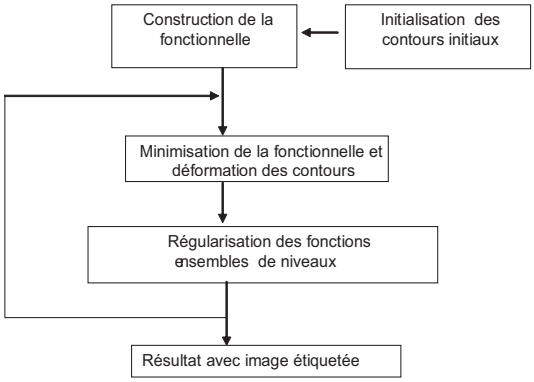


FIGURE 2 Schéma détaillé de la classification par modèle variationnel. *Detailed flowchart of variational classification.*

2. SITE D'ÉTUDE

L'image multibande HRV de SPOT-1 dont nous disposons est constituée de trois canaux XSi (20 m × 20 m), i = 1, 2, 3 issus de la scène 50-282 du 23 février 1986. L'image, de taille 256 × 256 pixels ,représente la région de Blida (El Boulaida) en Algérie (figure 3). C'est une région principalement agricole, située sur la plaine fertile de la Mitidja. Elle est constituée de grandes surfaces à végétation dense et moins dense ainsi que de parcelles cultivées et non cultivées. On distingue également une région urbaine dense, la ville de Blida située à 50 km au sud-ouest d'Alger (capitale de l'Algérie), et une région urbaine moins dense regroupant quelques villages à proximité de zones agricoles.



FIGURE 3 Carte situant la région de Blida,en Algérie. *Map of the area of Blida, North of Algeria.*

3. CONTOURS ACTIFS CLASSIQUES

La segmentation consiste à détecter automatiquement les contours d'un objet d'intérêt dans une image. Les contours actifs classiques (*snakes*) sont des courbes planes qui évoluent dans le temps pour coïncider à la fin du processus d'évolution aux contours des objets à détecter. Ils furent initiés par Kass *et al.* (Mumford et Shah, 1989). L'évolution de ces courbes est guidée par la minimisation de l'énergie donnée par la relation 1 :

$$E(C) = \alpha \int_0^1 |C'(q)|^2 dq + \beta \int_0^1 |C''(q)|^2 dq - \lambda \int_0^1 |\nabla C(q)| dq \qquad (1)$$

où C, C' et C'' représentent la courbe et ses dérivées, I est l'image à segmenter, α, β et λ sont des réels positifs, q est le paramètre de la courbe et ∇ est l'opérateur du gradient.

Les deux premiers termes de l'équation 1 contrôlent la régularité de la courbe (énergie interne) et le troisième terme permet d'attirer le contour vers les frontières des objets de l'image (énergie externe).

Cette méthode a été appliquée pour la détection d'un objet par contour initial. Elle a été jugée efficace lorsque ce contour est choisi assez proche de l'objet à détecter. Lorsqu'il s'agit d'effectuer une classification, il est question de détecter simultanément toutes les frontières des classes. L'approche classique s'avère alors inefficace et les contours actifs géodésiques formulés par ensembles de niveaux offrent une meilleure solution.

4. CONTOURS ACTIFS GÉOMÉTRIQUES ET GÉODÉSIQUES

Les contours actifs géométriques ont été étudiés par Malladi *et al.* (1996). Cette approche diffère de l'approche précédente par le fait que la courbe évolue perpendiculairement à elle-même en chaque point (Caselles *et al.*, 1993). La détection d'un contour est guidée par la résolution d'une EDP et non par la minimisation d'une énergie. Parallèlement, Caselles *et al.* (1997a) ont défini les contours actifs géodésiques et ont introduit une fonction d'arrêt sur les contours de l'image. Une courbe géodésique représente la courbe minimale entre deux points.

L'intérêt principal des approches à base d'EDP réside dans le fait qu'elles permettent d'obtenir, dans de nombreux cas, des résultats d'existence et d'unicité de la solution recherchée, et qu'elles peuvent être mises en œuvre à l'aide de puissants schémas numériques (Deriche et Faugeras, 1995).

5. FORMULATION PAR LES ENSEMBLES DE NIVEAUX

La formulation par les ensembles de niveau a été introduite par Osher et Sethian (Sethian, 1999 ; Zhao *et al.*, 1996 ; Malladi *et al.*, 1995 ; Gomes and Faugeras, 1999). Elle permet la gestion automatique de la fusion et la séparation des courbes. Cette propriété est nécessaire lorsque nous réalisons la classification d'images de télédétection, pour lesquelles chaque thème représentant une classe n'est pas forcément constitué de régions connexes. Pour détecter un thème, il suffit d'une courbe initiale qui se partagera au cours de son évolution pour ainsi détecter toutes les régions représentant le même thème.

Cette approche consiste à considérer qu'une courbe C est la courbe de niveau « a » d'une fonction U, où « a » est un réel. Le plus simple est de prendre le niveau « zéro », d'où l'appellation ENZ (ensemble de niveau zéro). Soit une courbe C(x,t) de frontière Γ et entourant une région Ω. Elle est l'ENZ de la fonction u(x) si les relations suivantes sont vérifiées :

$$\begin{aligned} u(x) &> 0 \text{ pour } x \in \Omega \text{ int} \\ u(x) &= 0 \text{ pour } x \in \Gamma \\ u(x) &< 0 \text{ pour } x \in \Omega \text{ ext} \end{aligned} \qquad (2)$$

La figure 4 illustre un exemple de représentation de la courbe C par l'ENZ de la fonction U.

Un point remarquable est que la mise en œuvre de l'EDP basée sur la notion de courbe de niveau, permet de gérer de manière automatique les changements de topologie du contour. S'il existe plusieurs objets dans l'image, l'unique contour initial fermé et englobant les différents objets se scinde, lors de son évolution, en plusieurs contours englobant les objets présents dans l'image. La méthode est aussi insensible à l'initialisation qui peut être lointaine et grossière. Le contour peut aussi se déformer pour s'ajuster sur les formes les plus compliquées, en particulier sur les formes pourvues de longues excroissances et que les contours actifs classiques ont du mal à traiter.

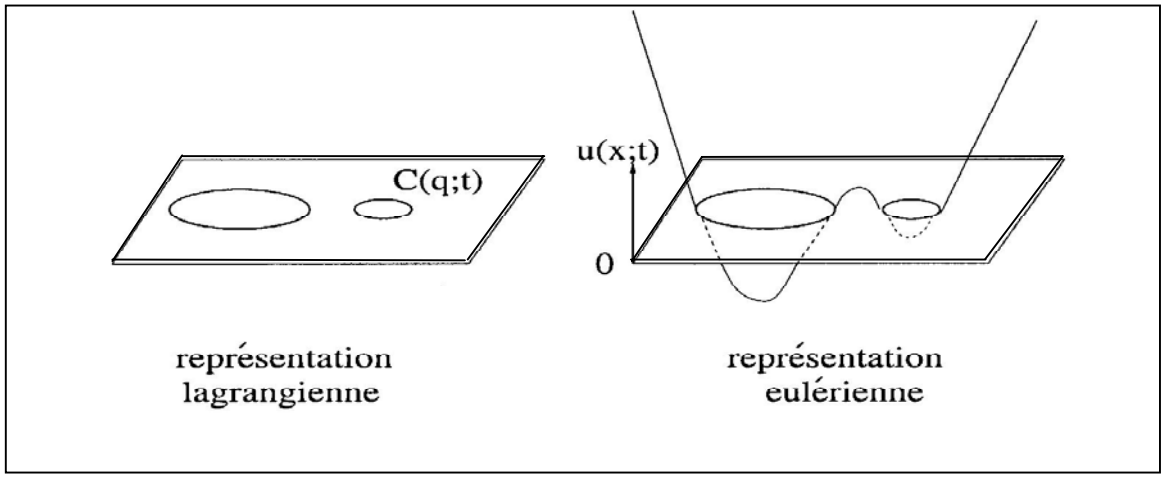


FIGURE 4 Représentation d'une courbe par l'ensemble de niveau zéro d'une fonction. *Representation of a curve by level set function.*

6. CLASSIFICATION

Le modèle de classification développé dans cet article s'inspire des travaux sur la segmentation par contours actifs géodésiques (Caselles and Coll, 1996 ; Caselles *et al*., 1997a, b) et la formulation par les ensembles de niveaux.

6.1 Position du problème

Soit une image I définie sur un support Ω, que nous cherchons à partitionner en thèmes distincts. Chaque thème est représenté par une classe formée par des régions homogènes qui ne sont pas obligatoirement connexes et séparées des autres par des interfaces régulières. Pour les images multi spectrales que nous traitons, nous supposons dans un premier temps que l'attribut spectral des pixels est un bon facteur discriminant des classes.

Sur la figure 5, nous représentons un exemple de partition d'une image simulée, formée de trois classes :

$$\begin{cases} \Omega = \bigcup_i \Omega_i \\ \Omega_i = \{x \in \Omega \,/\, x \in C_i\} \\ \Omega_i = \bigcup_{j=1}^{NR_i} \Omega_i^j \end{cases} \quad (3)$$

où NR_i est le nombre de régions formant la classe C_i.

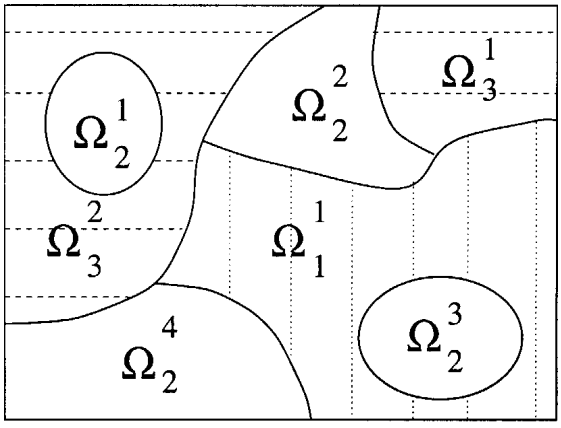


FIGURE 5 Une partition de Ω. *A partition of Ω.*

Pour réaliser la classification de l'image, nous nous imposons trois conditions que la solution doit satisfaire. La première est une condition de partition, dans le sens ou chaque pixel doit être étiqueté une et une seule fois. De plus, le processus de classification doit prendre en compte l'image observée ainsi que la distribution gaussienne de l'intensité de chaque classe, pour fournir une solution proche des observations. Finalement, le modèle doit fournir une solution régulière pour laquelle les longueurs des interfaces entre les régions sont minimales (Blanc-Féraud , 2000 ; Aubert and Kornprobst, 2002 ; Samson *et al*., 2000 ; Samson, 2000).

De ces trois conditions, trois termes d'énergie sont définis : un terme de partition, un terme d'attache aux données et un terme de régularité. Les trois conditions sont satisfaites simultanément si les trois termes d'énergie sont minimaux. En les combinant dans un même terme, une fonctionnelle F_α est construite et sa minimisation conduit à une image classifiée.

6.2. Expression de la fonctionnelle

L'image étant formée de K classes C_i, nous formulons le contour de chacune par l'ensemble de niveau zéro (ENZ) d'une fonction $\varphi_i(x)$. L'intérieur de la classe correspond à des valeurs positives de cette fonction et l'extérieur à des valeurs négatives. L'expression de la fonctionnelle est donnée par la relation de l'équation 4 :

$$\begin{aligned} F_\alpha(\varphi_i, \ldots, \varphi_k) = & \sum_{i=1}^{K} e_i \int_\Omega H_\alpha(\varphi_i)\, [\vec{I} - \vec{\mu}_i]^t \sum_i^{-1} [\vec{I} - \vec{\mu}_i] dx \\ & + \sum_{i=1}^{K} \gamma_i \int_\Omega g(|\nabla I|)\, \delta_\alpha(\varphi_i)\, |\nabla \varphi_i|\, dx \\ & + \frac{\lambda}{2} \int_\Omega \left(\sum_{j=1}^{K} H_\alpha(\varphi_j) - 1 \right)^2 dx \end{aligned} \quad (4)$$

où λ, e_i ,γ_i sont des paramètres positifs de pondération des trois termes, α est un réel positif de valeur assez faible représentant l'ordre des approximations des fonctions de Dirac et de Heaviside (Zhao *et al*., 1996), g est une fonction d'arrêt permettant de stabiliser les contours actifs sur les frontières des régions des classes, (μ_i , σ_i) sont la moyenne et la variance de la classe C_i, et Σ_i^{-1} est l'inverse de la matrice variance-covariance relative à la classe C_i.

6.3. Mise en œuvre

Les contours actifs qui évoluent pour coïncider aux frontières des différents thèmes doivent avant tout être initialisés. On compte deux types d'initialisation : manuelle et automatique.

Pour effectuer l'initialisation manuelle, à chaque classe, nous initialisons une fonction circulaire qui doit contenir au moins un pixel de chaque région de la classe.

Pour effectuer l'initialisation automatique, nous découpons l'image en fenêtres de taille w*w. Dans chaque fenêtre, nous définissons un cercle. Pour attribuer un cercle à une fonction φ_i, nous adoptons la démarche suivante : nous calculons la moyenne des pixels sur chaque fenêtre, puis la

distance de cette moyenne par rapport aux K moyennes des K classes. Un cercle correspond à la fonction φ_i pour laquelle la distance calculée est minimale. De ce fait, chaque fonction φ_i sera représentée par plusieurs cercles qui, lors de leur évolution, pourront fusionner.

À partir de la relation de l'équation 4, l'application de l'équation d'Euler-Lagrange (Vese, 1996) permet d'obtenir un système d'EDP. Pour la résolution de ces équations, nous adoptons un algorithme dynamique de type descente de gradient.

Les différentes étapes de la méthode ont été implémentées dans le langage de programmation C++Builder5 et ont fait l'objet d'une évaluation des différents paramètres. Nous présentons dans ce qui suit les résultats obtenus sur la région d'étude, ainsi que sur des images simulées.

7. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Pour valider l'approche de classification proposée, nous l'avons d'abord testée sur une image de synthèse avant de l'appliquer sur l'image satellitaire réelle.

Pour l'image synthétique de dimension 128*128 (figure 6a), contenant trois classes, nous avons d'abord effectué une initialisation manuelle par trois cercles (figure 6b). Les figures 6d, e et f montrent l'évolution des régions pour différentes itérations, ainsi que l'image classifiée.

Nous avons également réalisé une initialisation automatique sur la même image avec des fenêtres 5*5 (figure 6c). Les résultats sont illustrés par les figures 6g, h et i. Sur la figure 7, nous présentons les images erreurs obtenues par rapport à l'image originale, pour l'initialisation manuelle (figure 7a) et l'initialisation automatique (figure 7b).

Nous pouvons voir à travers les figures 6d, e et f la capacité de division des contours actifs formulés par ensembles de niveau. Ainsi, les différentes régions composant une classe donnée (classes 1 et 2) sont détectées à partir d'un seul contour initial.

D'autre part, à travers le nombre d'itérations nécessaires à la convergence, nous voyons que l'initialisation automatique est beaucoup plus rapide que l'initialisation manuelle, car les ENZ sont plus proches des frontières des classes à détecter. De plus, à travers les images des erreurs de la figure 7, nous remarquons que l'initialisation automatique est plus robuste que la manuelle.

En ce qui concerne les paramètres du modèle, leur choix est une opération importante et influe directement sur la qualité de la classification. Pour notre part, nous avons fait des choix empiriques basés sur l'expérimentation et en fonction des particularités de l'image à traiter. Pour des images bruitées, le terme d'attache aux données ne doit pas être fortement pondéré, et ceci afin d'éviter que le bruit n'influe sur la qualité de la classification. Pour des images présentant des frontières trop irrégulières, la contrainte de régularité doit être faible.

Nous présentons sur la figure 8 les trois canaux de l'image multi spectrale ainsi qu'une composition colorée (figure 9). L'apprentissage sur cette image a permis de définir 7 classes, qui sont décrites sur le tableau 1 et, sur la figure 10, nous présentons la localisation des différents sites d'apprentissage.

Sur la figure 11, nous montrons un résultat de la classification obtenu par le maximum de vraisemblance et, sur la figure 12, nous illustrons les résultats de la classification par modèle variationnel avec une initialisation automatique par des fenêtres de taille 3*3.

D'autre part, nous avons réalisé des tests avec différentes valeurs des paramètres de pondération. Ce choix dépend fortement de la nature de l'image à traiter et nous voyons, en examinant la figure 12, qu'il influe sur la qualité de la classification. Pour cette image, lorsque l'attache aux données est fortement pondérée, nous pouvons voir que le modèle favorise la formation de régions homogènes importantes au détriment des petites régions isolées. Nous pouvons aussi voir que les structures de petite dimension ne sont pas bien préservées.

En comparant les résultats obtenus par les deux approches, nous pouvons constater la différence entre le caractère ponctuel de la méthode stochastique et le caractère global du modèle variationnel. Dans le premier cas, chaque pixel est traité individuellement et, dans le second cas, il s'agit de contours évoluant par rapport à leur contexte spatial.

TABLEAU 1 Les classes de l'image de Blida (Algérie). *The classes of the scene of Blida (Algeria).*

CLASSES	THÈMES
1	Zone urbaine moins dense (villages isolés entre les régions agricoles)
2	Végétation naturelle moins dense
3	Sol nu et aérodrome de Blida
4	Champs non cultivés
5	Zone urbaine dense (ville de Blida)
6	Champs cultivés
7	Végétation naturelle dense

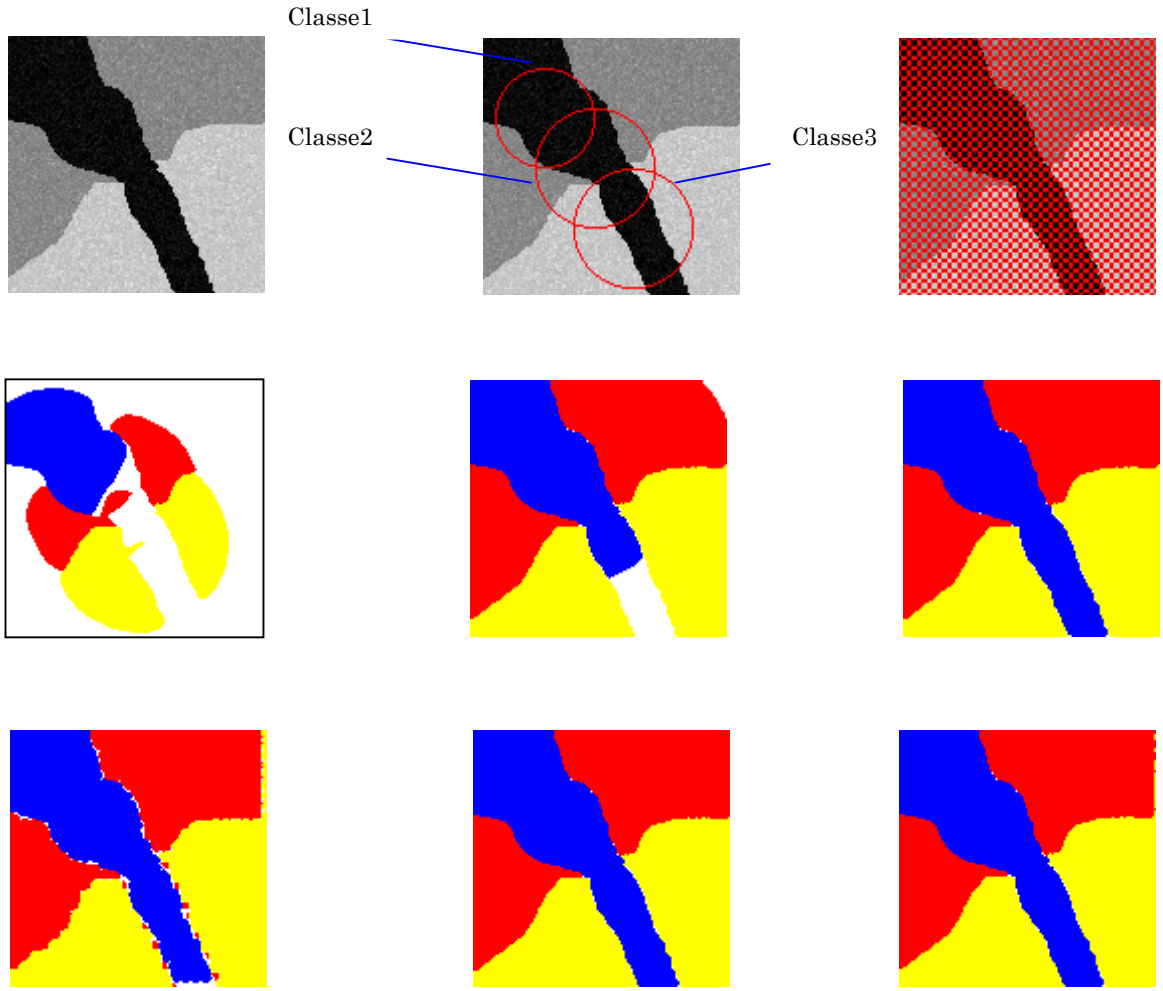


FIGURE 6 Évolution des régions pour une image synthétique contenant trois classes de moyennes (10,75, 137,258 et 200,831) et de variances (82,76, 106 et 92).
(a) Image à classifier, (b) Initialisation manuelle de trois ensembles de niveaux zéro (ENZ) circulaires de rayons : classe 1 = 25 ; classe 2 = 30 ; classe 3 = 30, (c) Initialisation automatique par des fenêtres 5*5, (d),(e),(f) itérations 150, 600 et 1 700 (image classifiée) pour l'initialisation manuelle, (g),(h),(i) itérations 10, 200 et 400 (image classifiée) pour l'initialisation automatique.
Les paramètres choisis sont : $\alpha = 0{,}1$; $e_i = 0{,}01$; $\gamma_i = 0{,}5$, $dt = 0{,}2$
Evolution of the regions for a synthetic image containing three classes of averages (10,75, 137,258 and 200,831) and of variances (82,76, 106 and 92).
*(a) Image to classify, (b) manual Initialization of three circular zero levels sets (ENZ) of rays : classe 1 = 25 ; classe 2 = 30 ; classe 3 = 30 ; (c) automatic Initialization by windows 5*5, (d),(e),(f) iterations 150, 600 and 1 700 (classified image) for the manual initialization, (g),(h),(i) iterations 10, 200 and 400 (classified image) for the automatic initialization.*
The chosen parameters are : $\alpha = 0{,}1$; $e_i = 0{,}01$; $\gamma_i = 0{,}5$, $dt = 0{,}2$



(a) *(b)*

FIGURE 7 Image des erreurs : (a) pour l'initialisation manuelle, (b) pour l'initialisation automatique. *Image errors : (a) for the manual initialization, (b) for the automatic initialization.*

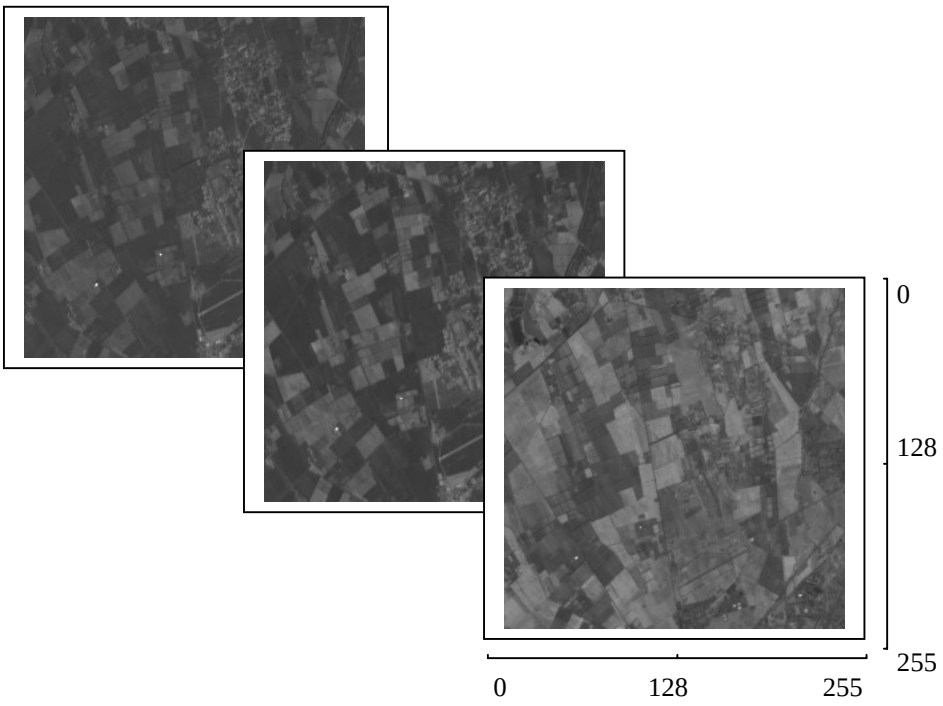


FIGURE 8 Les trois bandes de l'image HRV de SPOT de Blida. *The three bands of the SPOT HRV image of Blida.*

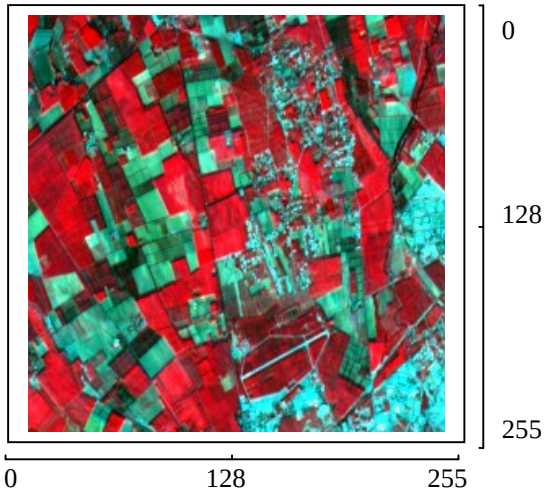


FIGURE 9 Composition colorée des trois bandes (RVB : XS3, XS2 et XS1). *Color composite the three bands (RGB : XS3, XS2 et XS1).*

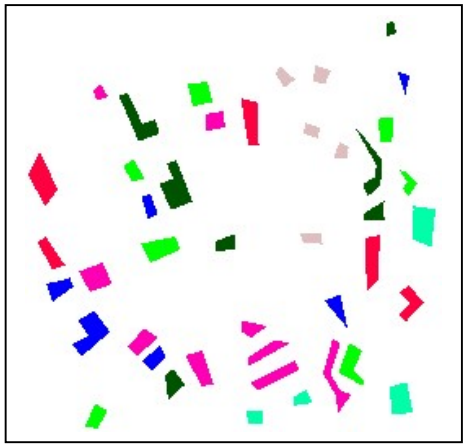


FIGURE 10 Localisation des sites d'apprentissage de l'image de Blida. *Training sites of the image of Blida.*

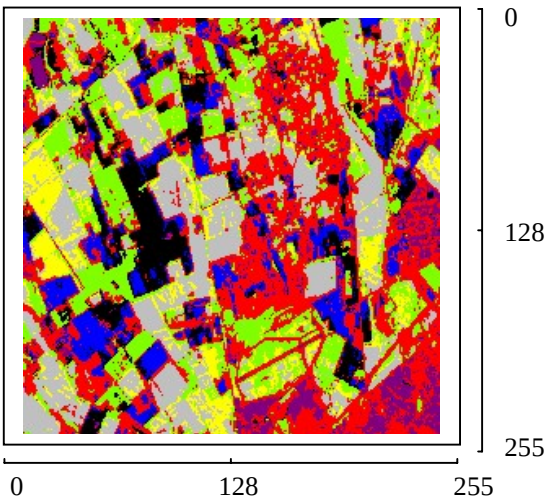


FIGURE 11 Résultat de classification par maximum de vraisemblance. *Result of classification by maximum of likelihood.*

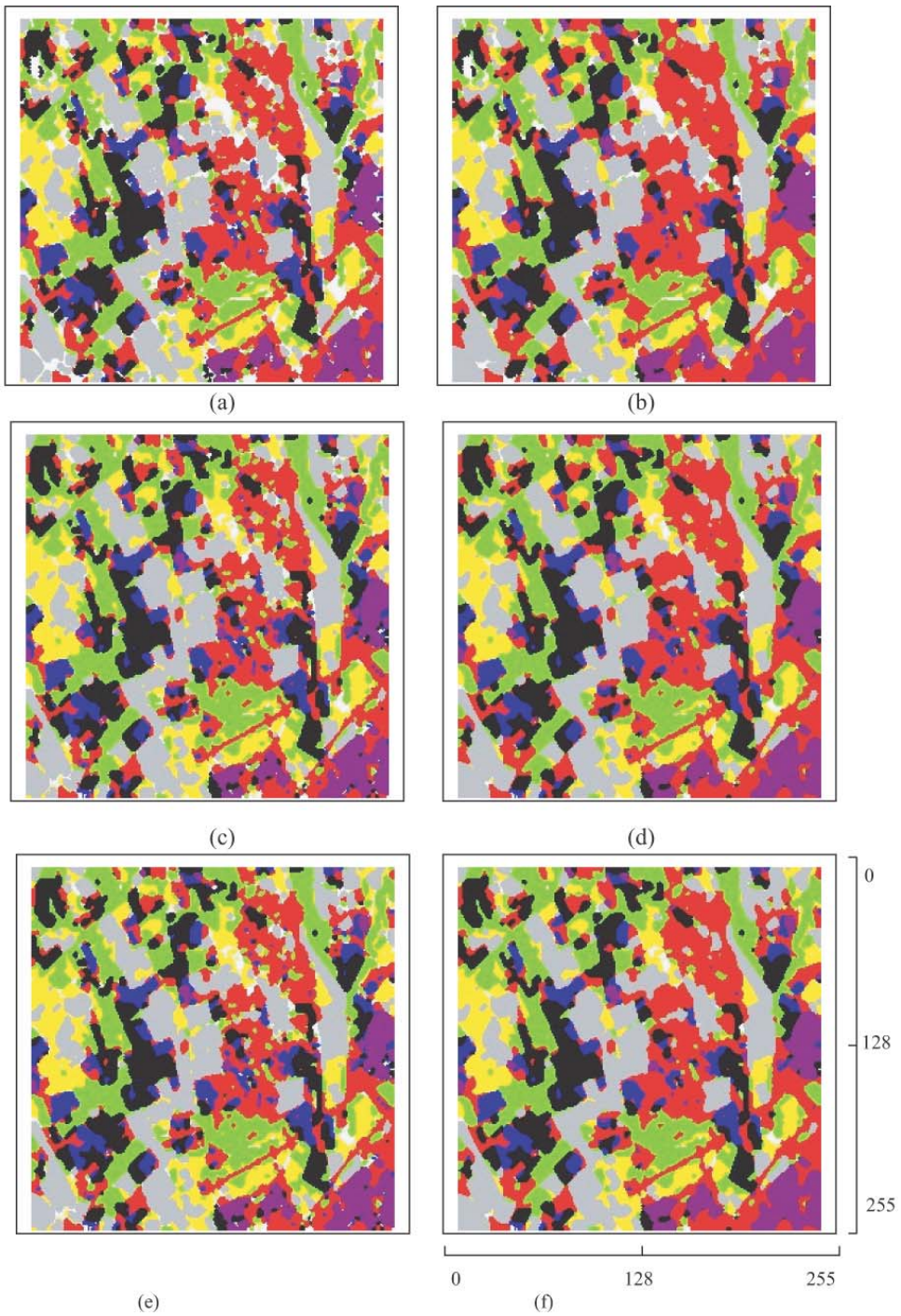


FIGURE 12 Résultats de classification pour l'image multibande de Blida pour différentes valeurs des paramètres de pondération. (a) $\gamma_i = 0{,}0015$, $e_i = 0{,}0015$, itération 25 ; (b) $\gamma_i = 0{,}0015$, $e_i = 0{,}0015$, itération 50 ; (c) $\gamma_i = 0{,}002$; $e_i = 0{,}01$, itération 25 ; (d) $\gamma_i = 0{,}002$, $e_i = 0{,}01$, itération 20 ; (e) $\gamma_i = 0{,}01$, $e_i = 0{,}01$, itération 25 ; (f) $\gamma_i = 0{,}01$; $e_i = 0{,}01$, itération 50, i = 1,7 (nombre de classes).

Results of classification for the multispectral image of Blida for different values of the parameters. (a) $\gamma_i = 0{,}0015$, $e_i = 0{,}0015$, iteration 25 ; (b) $\gamma_i = 0{,}0015$, $e_i = 0{,}0015$, iteration 50 ; (c) $\gamma_i = 0{,}002$, $e_i = 0{,}01$, iteration 25 ; (d) $\gamma_i = 0{,}002$, $e_i = 0{,}01$, iteration 20 ; (e) $\gamma_i = 0{,}01$, $e_i = 0{,}01$, iteration 25 ; (f) $\gamma_i = 0{,}01$, $e_i = 0{,}01$, iteration 50, i = 1,7 (number of classes).

8. CONCLUSION

Les modèles variationnels associés aux équations aux dérivées partielles (EDP) forment un cadre mathématique puissant et cohérent qui s'impose de nos jours dans le traitement de l'image. Dans ce formalisme mathématique, nous avons présenté une méthode de classification contextuelle fondée sur les contours et les régions actifs qui, dans une formulation par ensembles de niveaux, offrent une très grande souplesse à la méthode par rapport aux changements de topologie des contours. La prise en compte du contexte d'un pixel de l'image est un facteur prépondérant pour améliorer les méthodes ponctuelles. Ce facteur est d'autant plus important avec l'avènement dans de domaine de télédétection de capteurs à très haute résolution spatiale (THRS) comme Ikonos ou Quickbird.

Nous avons constaté que ce modèle permet une bonne discrimination des thèmes d'occupation du sol. Il a tendance à favoriser la formation de zones homogènes importantes au détriment de petites zones isolées contenues dans des régions plus grandes. Cette particularité permet à cette méthode de trouver son application dans l'identification des cultures dans une zone agricole. Dans ce type d'images, il est peu probable qu'une culture d'un certain type se retrouve au milieu d'une culture de type différent. Cette méthode peut également être appliquée sur des images provenant de capteurs à THRS, pour lesquels une homogénéisation relative de certaines zones permet une meilleure identification des thèmes.

D'autre part, ce modèle reste robuste face à des images présentant un faible bruit, mais devient sensible à la présence d'un fort bruit. On peut penser, dans ce cas, à intégrer dans le même processus une opération de restauration qui permettra de lisser l'image avant de la classifier.

Remerciements

Nous remercions vivement messieurs Yves Auda et Alexandre Laffite Olano, pour leurs contributions, suggestions et remarques qui nous ont permis de donner à cet article la qualité qui est la sienne actuellement.

Références

Aubert, G. and Kornprobst, P. (2002) Mathematicals problems in Image Processing, Partial Differential Equations and the calculus of variation. Springer-Verlag, New York, 195 p.

Aubert, G., Barlaud, M., Faugeras, O. and Jehan-Besson, S. (2002) Image Segmentation Using Active Contours : Calculus of Variations or Shape Gradients? Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA), Sophia Antipolis, Nice, rapport de recherche n° 4483, 37 p.

Blanc-Féraud , L. (2000) Sur Quelques Problèmes Inverses en Traitement d'Images. Mémoire d'habilitation à diriger des travaux de recherche, Université de Nice-Sophia Antipolis, Nice 195 p.

Caselles, V. and Coll, B. (1996) Snakes in Movement. Society for Industrial and Applied Mathematics Journal on Numerical Analysis, vol. 33, n° 6, p. 2445-2456.

Caselles, V., Catté, F., Coll, T. and Dibos, F. (1993) A Geometric Model for Active Contours in Image Processing. Numerische Mathematik, vol. 66, p. 1-31.

Caselles, V., Kimmel, R. and Sapiro, G. (1997a) Geodesic active contours. International Journal of Computer Vision, vol. 22, n°1, p. 61-79.

Caselles, V., Kimmel, R. and Sapiro, G. (1997b) Minimal surfaces based object segmentation. IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, n°4, p. 394-398.

Deriche, R. et Faugeras, O. (1995) Les EDP en traitement des images et Vision par Ordinateur. Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA), Sophia Antipolis, Nice, rapport de recherche n° 2697, 59 p.

Gomes, J. and Faugeras, O. (1999) Reconciling Distance Functions and Level Sets. Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA), Sophia Antipolis, Nice, rapport de recherche n° 3666, 15 p.

Malladi, R., Kimmel, R., Adalsteinsson, D. and Sapiro, G. (1996) A geometric approach to segmentation and analysis of 3D medical images. IEEE Proceedings of Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis (MMBIA), University of California, San Francisco, California, p. 244-252.

Malladi, R., Sethian, J.A. and Vemuri, B.C. (1995) Shape modelling with front propagation: a level set approach. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. vol. 17, n° 2, p. 158-174.

Mumford, D. and Shah, J. (1989) Optimal Approximations by Piecewise Smooth Functions and Associated Variationnal Problems. Communications on Pure and Applied Mathematics, vol. 42, p. 577-685.

Pony, O., Descombes, X. and Zerubia, J. (2000) Classification d'images satellitaires hyperspectrales en zone rurale et périurbaine. Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA), Sophia Antipolis, Nice, rapport de recherche n° 4008, 64 p.

Samson, C. (2000) Contribution à la Classification d'images Satellitaires Multi Spectrales par Approches variationnelles. Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, Nice, 204 p.

Samson, C., Blanc-Féraud , L., Aubert, G. et Zerubia, J. (2000) Classification d'images multibandes par modèles variationnels.Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA), Sophia Antipolis, Nice, rapport de recherche n° 4010, 59 p.

Sapiro, G., Kimmel, R. and Caselles, V. (1995) Object Detection and Measurements in Medical Images Via Geodesic Deformable Contours. Proceedings of SPIE, The International Society for Optical Engineering-Vision Geometry, San Diego, p. 366-378.

Sethian, J.A. (1999) Level Set Methods and Fast Marching Methods. Cambridge University Press, Berkeley, 359 p.

Vese, L. (1996) Problèmes variationnels et EDP pour l'analyse d'image et l'évolution des courbes. Thèse de doctorat, Université de Sophia-Antipolis, Nice , 142 p.

Zhao, H., Chan, T., Merriman, B. and Osher, S. (1996) A variational Level Set Approach to Multiphase Motion. Journal of Computer Physics, vol. 127, p. 179-195.