

LE TRAITEMENT MORPHOLOGIQUE DES IMAGES SATELLITES :
UNE APPROCHE HIERARCHIQUE PAR REGION

Benoit OGOR et Kidiyo KPALMA

INSA, Laboratoire ARTIST
20, Avenue des Buttes de Coësmes 35043 RENNES Cedex, FRANCE
Tel: 99 28 64 00 poste 43 48, e-mail : ogor@insa-rennes.fr

Résumé

Ce papier présente les performances d'une approche morphologique, en télédétection spatiale, intégrée dans un schéma de segmentation hiérarchique par région. La méthode de segmentation proposée s'inscrit en amont d'une méthode de recalage d'images satellites s'appuyant sur les contours. La morphologie mathématique fournit un arsenal d'outils particulièrement appréciables en segmentation puisqu'elle permet de prendre en compte, efficacement, des notions de taille, de forme, de contraste et de connexité considérées comme proches de la notion de région et donc de segmentation. L'algorithme présenté dans cette communication fait collaborer les derniers outils morphologiques développés en segmentation et les méthodes générales de croissance de régions. Des résultats de segmentation d'une image SPOT couvrant un paysage de type parcellaire, sont illustrés et montrent les possibilités offertes par la morphologie mathématique en imagerie satellitaire.

Abstract

This paper presents performances of a morphological approach, in remote sensing, integrated in a region-based hierarchical segmentation scheme. The segmentation method is part of a contour-based approach to multisensor satellite image registration. Mathematical morphology provides a great number of utilities for segmentation purpose since it allows to take into account, efficiently, notions of size, shape, contrast and connectivity considered as approaches of region-based segmentation. The algorithm presented here employs the recent morphological tools developed in segmentation and the more general region growing methods. Results of image segmentation of SPOT scenes covering an intensive agricultural area are shown and highlight the attractive potentialities offered by mathematical morphology in the framework of automatic remote sensing image analysis.

1 - Introduction

La segmentation et l'extraction des contours sont des étapes importantes en analyse d'images. Il existe de nombreux algorithmes dans la littérature mais tous génèrent systématiquement une sursegmentation. Ce phénomène est encore plus flagrant en imagerie satellitaire où la densité des informations et leur nature très variée sont très délicates à manipuler. Aussi s'avère-t-il de plus en plus courant de faire coopérer différentes techniques de segmentation pour aboutir à des résultats fiables. Depuis la mise en oeuvre récente d'algorithmes rapides de construction de la ligne de partage des eaux

(LPE), l'outil de la LPE constitue une des techniques de segmentation les plus puissantes de la morphologie mathématique. Il consiste à extraire les lignes de crête du module du gradient de l'image afin d'extraire les contours de l'image originale. En fait, la LPE est souvent utilisée conjointement avec la reconstruction géodésique, autre outil puissant de la morphologie mathématique, dont l'objectif majeur est de simplifier l'image afin de réduire la sursegmentation. Dans cette communication, nous présentons d'abord les performances de la morphologie mathématique dans un contexte de télédétection spatiale et l'intérêt qu'elle suscite grâce à ses nombreuses analogies avec les méthodes générales de croissance de régions. Le paragraphe 2 fait l'objet d'une présentation détaillée de l'approche morphologique en segmentation d'images et met en évidence les limites de l'algorithme de la LPE. Au paragraphe 3, nous passons en revue les remèdes morphologiques existants pour atténuer l'effet de sursegmentation. Au paragraphe 4, nous présentons en détail l'algorithme capable de traiter efficacement le délicat problème de la sursegmentation. Le paragraphe 5 est consacré à la description d'un schéma de segmentation hiérarchique développé dans le cadre de l'analyse d'images satellites à haute résolution spatiale. Enfin, nous tirons une conclusion sur l'intérêt d'une telle approche en télédétection.

2 - Approche morphologique en segmentation : notations, algorithme et propriétés

La segmentation d'image en morphologie mathématique s'appuie sur la notion de ligne de partage des eaux. L'idée de segmenter une image en niveaux de gris au moyen de la LPE revient à Beucher et Lantuéjoul [1]. Son principe est le suivant : les contours d'une image correspondant aux lignes de crête du module de son gradient, la segmenter consiste à extraire les lignes de crête de son gradient, c'est-à-dire les lignes joignant les points les plus élevés du relief de l'image gradient (fig. 1). L'idée sous-jacente à la ligne de partage des eaux est d'attribuer une zone d'influence à chacun des minima régionaux de l'image gradient (plateau connexe de pixels ayant un niveau de gris identique d'où il est impossible d'atteindre un pixel de niveau de gris inférieur par un chemin qui ne remonte jamais) et de définir les contours de l'image comme les limites de ces zones d'influence.

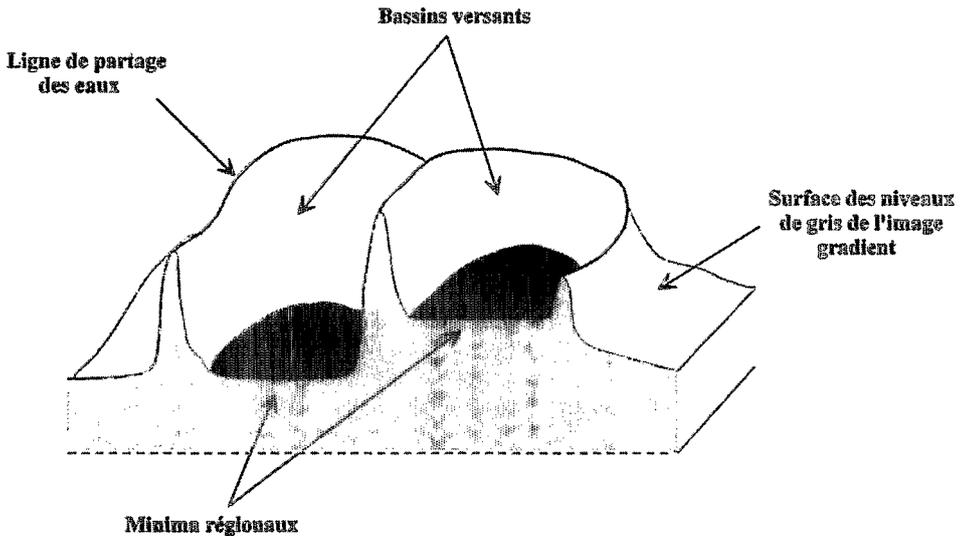


Fig. 1 : modélisation des contours par la ligne de partage des eaux.

Il existe une définition algorithmique plus adaptée à une implémentation pratique sur grille numérique qui suppose que l'image étudiée est une fonction en escalier. Elle a permis la mise au point d'une nouvelle approche de la construction de la LPE [2] rendant cet outil totalement opérationnel du point de vue algorithmique. Elle simule l'immersion du relief de l'image gradient dans un plan d'eau à partir de ses minima. La ligne de partage des eaux est obtenue en perçant un trou à chaque minimum régional de l'image gradient et en l'immergeant progressivement dans un plan d'eau. En s'infiltrant par les minima et en priorité par ceux de plus faible altitude, l'eau va progressivement remplir les différents bassins versants du relief. A chaque fois que les eaux issues de deux (ou plusieurs) minima régionaux distincts se rencontrent, on élève une digue le long de la ligne de crête. A l'issue de la phase d'immersion, lorsque le relief est intégralement noyé, chaque minimum est entouré complètement par une digue.

La ligne de partage des eaux est constituée par l'ensemble des digues ainsi construites. Elle partage donc l'image en plusieurs zones appelées bassins versants que l'on peut considérer comme des zones d'influence ou zones d'attraction des minima régionaux. En 1D, le lieu des digues se calcule naturellement. De manière formelle, ils sont localisés sur les maxima locaux de l'image. En 2D, il est beaucoup plus délicat de caractériser ces digues directement. De manière informelle, on peut dire que la LPE est l'ensemble des lignes de crêtes de l'image. Dans le cas où le contact entre deux eaux provenant de deux bassins versants différents s'effectue sur un plateau, on suppose que cette rencontre a lieu à la médiane de ce plateau. La LPE ainsi définie est donc d'épaisseur unité.

Notations et algorithme

La définition algorithmique de la LPE se transpose en une définition mathématique plus rigoureuse impliquant des outils de morphologie mathématique. Nous introduisons tout d'abord les notions de distance géodésique, de zone d'influence géodésique et de squelette par zone d'influence géodésique puis nous présentons l'algorithme de construction de la LPE dans le cas d'une fonction en escalier supposée bornée $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{N}$ ou définie sur une grille numérique.

Définition 3.1

Soit A un ensemble représentant un objet dans une image binaire, la *distance géodésique* $d_A(x,y)$ entre deux points x et y de A est la borne inférieure des longueurs des chemins allant de x vers y qui sont totalement inclus dans A . S'il n'existe pas un tel chemin, alors la distance géodésique est infinie. Si d désigne la distance euclidienne, alors la distance géodésique vérifie toujours $d_A(x,y) \geq d(x,y)$ et si A est convexe, alors $d_A = d$.

Soit B un ensemble inclus dans A . La distance géodésique $d_A(a,B)$ d'un point a de A à l'ensemble B est définie par : $d_A(a,B) = \inf_{b \in B} d_A(a,b)$.

Définition 3.2

Soit $B = \bigcup_{i=1}^k B_i \subset A$ où les B_i constituent les composantes connexes de B . La *zone d'influence géodésique* $I_{Z_A}(B_i)$ d'une composante connexe B_i de B dans l'ensemble A est le lieu des points de A dont la distance géodésique à la composante B_i est inférieure à leur distance géodésique à toute autre composante connexe de B (fig. 2) :

$$I_{Z_A}(B_i) = \{a \in A, \forall j \in [1,k] \setminus \{i\}, d_A(a,B_i) < d_A(a,B_j)\}$$

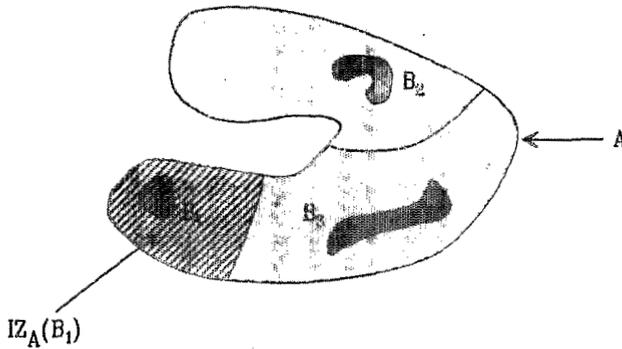


Fig. 2 : zone d'influence géodésique de B_1 à l'intérieur de A .

Si B est connexe ($k=1$), $IZ_A(B) = A$.

Les points n'appartenant à aucune zone d'influence géodésique constituent le *squelette par zone d'influence géodésique de B dans A* , noté $SKIZ_A(B)$:

$$SKIZ_A(B) = A \setminus IZ_A(B) \text{ avec } IZ_A(B) = \bigcup_{i \in [1, k]} IZ_A(B_i)$$

Le squelette par zone d'influence géodésique de B dans A correspond en fait à la LPE pour la fonction distance géodésique de B dans A . Le principe est le suivant. On considère une section inférieure de f au niveau h , $f^h = \{x \mid f(x) \leq h\}$ et on suppose que l'eau a atteint l'altitude h . On considère maintenant la section inférieure de f de niveau $h+1$, f^{h+1} . On constate que l'inondation de f^{h+1} , X_{h+1} , a lieu dans les zones d'influence géodésique des composantes connexes de f^h , X_h , à l'intérieur de f^{h+1} (fig. 3).

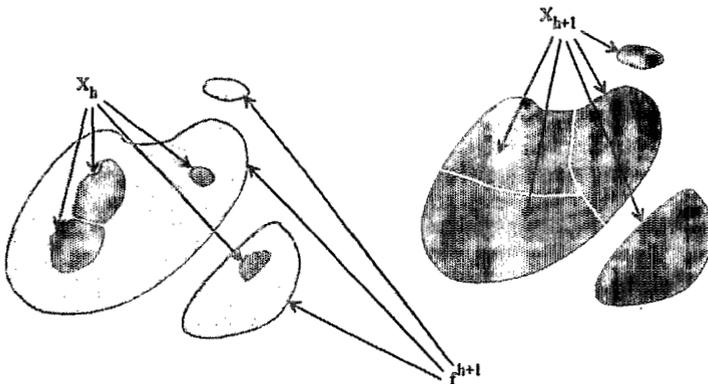


Fig.3 : relation de récurrence entre X_h et X_{h+1} .

L'algorithme de la ligne de partage des eaux fonctionne donc par récurrence sur les niveaux de gris de la fonction f . Voici la définition mathématique :

Définition 3.3

- 1) $h_{\min} = \inf f(x)$ et $h_{\max} = \sup f(x)$,
- 2) $\text{Reg_Min}_h(f)$ est l'ensemble des minima régionaux de f d'altitude h ,

L'ensemble des bassins versants de f est l'ensemble $X_{h_{\max}}$ obtenu à l'issue de la récurrence suivante :

- (i) $X_{h_{\min}} = f^{h_{\min}}$
- (ii) $X_{h+1} = \text{Reg_Min}_{h+1}(f) \cup \text{IZ}_f^{h+1}(X_h), \forall h \in [h_{\min}, h_{\max} - 1]$

La ligne de partage des eaux de f est le complémentaire de $X_{h_{\max}}$.

Propriétés

La LPE affiche des propriétés attrayantes dont certaines sont d'un intérêt pratique immédiat. Par exemple, les contours extraits de la LPE sont par définition fermés et d'épaisseur unité, ce qui en fait sa force. De plus, on est sûr de détecter les principaux contours de l'image étant donné qu'ils correspondent aux lignes de crête les plus élevées de la LPE. La LPE permet aussi d'extraire de façon exacte les points multiples de l'image situés à l'intersection de plusieurs contours à la différence des détecteurs de contours de type différentiel d'ordre deux (Canny, Laplacien) [3]. Malheureusement, toutes ces belles propriétés sont contrebalancées par une fâcheuse tendance de la LPE à générer systématiquement une sursegmentation. En effet, la modélisation des contours d'une image qu'introduit la LPE découle d'une "observation trop fine" de l'image. La présence d'une multitude de minima régionaux dans l'image gradient, conséquence des variations incessantes du niveau de gris dans l'image même à l'intérieur des régions homogènes, est à l'origine de cette sursegmentation. Il est bien évident que ce phénomène prend une ampleur considérable dans notre contexte d'étude d'imagerie satellitaire (fig. 7a). De nombreuses solutions existent pour atténuer ce phénomène mais nous avons privilégié celles d'origine morphologique car elles répondaient très bien au problème posé.

3 - Sursegmentation : remèdes existants

L'amélioration de la segmentation morphologique revient tout simplement à supprimer certains contours de la LPE. Comme la qualité de la segmentation est étroitement liée aux minima de l'image gradient, l'élimination de la sursegmentation passe logiquement par la sélection de certains minima. Deux solutions sont à envisager : soit on supprime les minima non significatifs avant d'appliquer l'algorithme de la LPE, soit on réduit l'effet de sursegmentation après avoir appliqué la LPE. La morphologie mathématique offre des outils très performants dans le premier cas de figure. On recense pour cela trois principales méthodes faisant, toutes appel sans exception, à un même opérateur de la morphologie mathématique qu'on désigne par *reconstruction géodésique*.

◦ *algorithme de la LPE sous la contrainte de marqueurs* [4] : son principe consiste à modifier l'homotopie de l'image gradient de façon à réduire le nombre de ses minima régionaux. Cela fait appel à un marquage des régions que l'on souhaite extraire de l'image. Le marqueur d'une région est un ensemble de pixels connexes situés à l'intérieur de la région. Le principe de la modification d'homotopie du gradient est d'imposer les marqueurs des régions comme minima du gradient en supprimant tous les autres minima indésirables à l'origine de la sursegmentation et de ne conserver entre les marqueurs que les lignes de crête les plus élevées du gradient. En réalité, avec cette technique de marquage, on déplace un problème vers un autre : les méthodes d'extraction des marqueurs sont trop liées à la nature de l'image étudiée. Et souvent, il est indispensable de disposer de connaissances a priori sur les objets à segmenter. Cette solution est à écarter étant donné notre contexte de segmentation non supervisée.

◦ *algorithme de la LPE sous la contrainte de la dynamique des minima* [5] : l'idée est de supprimer les minima régionaux selon un critère de contraste qu'on appelle dynamique. Un minimum régional est un ensemble de pixels connexes depuis lequel on ne peut atteindre un point d'altitude inférieure par un chemin qui ne remonte pas. La hauteur qu'on est contraint d'escalader est par définition la dynamique du minimum considéré. Elle évalue le contraste du minimum avec son voisinage immédiat. Un filtrage dit en dynamique est alors effectué par reconstruction géodésique en imposant les minima du gradient ayant une dynamique supérieure à un seuil donné comme uniques minima du gradient. Le défaut de cette méthode est la contrainte du choix toujours délicat d'un seuil de la dynamique des minima.

◦ *algorithme des cascades* [6] : partant de la simple constatation que les contours détectés par la LPE n'ont pas la même importance, l'idée est d'établir une hiérarchie des minima du gradient de façon à supprimer les régions correspondants aux minima les plus insignifiants. On parle de segmentation hiérarchique, notion introduite par Beucher [6]. Intuitivement, le principe consiste à fusionner les régions voisines dont la cascade d'écoulement d'une région dans l'autre est symétrique par rapport à l'arc frontière les séparant. La fusion des régions s'effectue en sélectionnant de façon automatique des marqueurs au moyen de la reconstruction géodésique. Comparativement à la méthode précédente contrôlée par la différence d'altitude des minima voisins, l'algorithme des cascades est au contraire contrôlé par les hauteurs relatives des lignes de crête du gradient issues de la LPE. Cet algorithme est le plus intéressant des trois car il n'exige aucun réglage de paramètres. Il est décrit plus en détail au paragraphe suivant.

4 - Reconstruction géodésique et segmentation hiérarchique

Dans ce paragraphe, nous introduisons les outils morphologiques nécessaires à la réalisation de la segmentation hiérarchique et nous présentons ensuite le principe de l'algorithme des cascades. Nous rappelons tout d'abord les opérations morphologiques élémentaires avant d'introduire les versions géodésiques en suivant la présentation faite par Schmitt et Mattioli [7].

Cadre binaire

Soit B un compact de \mathbb{R}^2 et K un ensemble fermé de \mathbb{R}^2 . On note $\overset{V}{B} = \{b \mid b \in B\}$ et B_x le translaté de B au point x . La dilatation de K par B est définie par :

$$K \oplus \overset{V}{B} = \{x \mid B_x \cap K \neq \emptyset\}$$

et l'érosion de K par B est définie par :

$$K \ominus \overset{V}{B} = \{x \mid B_x \subset K\}.$$

Soient M et N deux ensembles fermés du plan. La boule géodésique $B_M(a,r)$ de centre a et de rayon r est définie par : $B_M(a,r) = \{b \in M \mid d_M(a,b) \leq r\}$, $d_M(a,b)$ étant la distance géodésique dans M définie en 3.1.

Définition 5.1

La *dilatation géodésique* de N dans M de taille r est définie par :

$$D_M^r(N) = \{a \in M \mid B_M(a,r) \cap N \neq \emptyset\} = \{a \mid d_M(a,N) \leq r\}$$

Par construction duale, l'*érosion géodésique* de N dans M de taille r est définie par :

$$E_M^r(N) = \{a \in M \mid B_M(a,r) \subset N\} = M \setminus D_M^r(M \setminus N)$$

On peut ensuite définir la dilatation géodésique de taille infinie de N dans M . Il s'agit en fait des composantes d_M -connexes (pour chaque point a et b dans une composante connexe de M , on a : $d_M(a,b) < \infty$) qui contiennent au moins un point de N .

Définition 5.2

On appelle *reconstruction géodésique* de N dans M la transformation $D_M^\infty(N)$. L'ensemble N est appelé ensemble marqueur.

Extension aux fonctions de niveaux de gris

La façon la plus simple d'étendre une transformation binaire au cadre des fonctions (c-à-d aux images de niveaux de gris) est de décrire une fonction à l'aide de ses sections supérieures $f_h = \{x \mid f(x) \geq h\}$. Cette approche est ici possible car si $M_1 \subset M_2$ et $N_1 \subset N_2$, on a : $D_{M_1}^r(N_1) \subset D_{M_2}^r(N_1) \subset D_{M_2}^r(N_2)$.

Considérons deux fonctions $f \leq g$. La dilatation géodésique de f dans g (ou f sous g) est définie au moyen des sections supérieures de f et de g :

Définition 5.3

$$\left[D_g^r(f) \right]_h = \left[D_{g_h}^r(f_h) \right]$$

Comme dans le cadre binaire, pour une taille de dilatation infinie, nous appelons $D_g^\infty(f)$ *reconstruction géodésique de f sous g par dilatation* (c'est-à-dire par itération de dilatations géodésiques de taille 1 jusqu'à idempotence).

L'érosion géodésique de f au-dessus de g ($f \geq g$) se définit alors par dualité :

Définition 5.4

$$E_g^r(f) = -D_{-g}^r(-f)$$

Elle est aussi définie pour une taille infinie. Nous appelons $E_g^\infty(f)$ *reconstruction géodésique de f sur g par érosion* (c'est-à-dire par itération d'érosions géodésiques de taille 1 jusqu'à idempotence).

L'*algorithme des cascades*, à l'origine de la segmentation morphologique hiérarchique, est une LPE contrainte par des marqueurs que l'on construit de façon automatique via une opération de lissage. Son effet est illustré à la figure 4 dans le cas 1D et il se formule de la manière suivante.

Soient f une fonction positive, bornée illustrant, par exemple, une fonction gradient et $LPE(f)$ la ligne de partage des eaux de f . Construisons une nouvelle fonction g en s'aidant des points de $LPE(f)$ comme des points d'ancrage ou points d'appui :

$$g(x) = f(x) \text{ si } x \in LPE(f)$$

$$g(x) = +\infty \text{ si } x \notin LPE(f)$$

La fonction g est bien évidemment supérieure à f . Il est donc possible de reconstruire f à partir de g en effectuant une reconstruction géodésique de g sur f par érosion : $f^* = E_f^\infty(g)$.

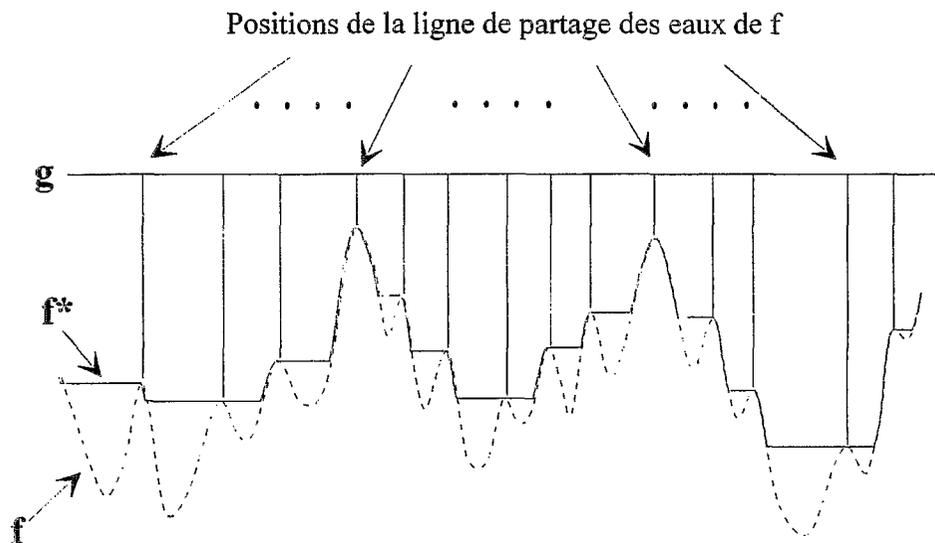


Fig. 4 : reconstruction géodésique de f à partir de la ligne de partage des eaux de f .

La reconstruction géodésique de la fonction f (fig. 4) a donc pour effet de supprimer tous les minima non significatifs de f qui sont à l'origine de la sursegmentation. Les minima de f^* sont devenus des

marqueurs pertinents de la fonction originale f . En appliquant dorénavant la LPE sur la fonction reconstruite f^* , on détecte uniquement les lignes de crête les plus significatives de la fonction initiale f . Dans le cas d'une image, cela entraîne une réduction importante des minima du gradient donc de la sursegmentation.

5 - Application aux images du satellite SPOT

Le schéma complet de notre segmentation est décrit à la figure 5. Il a été testé sur des images SPOT et des paysages de type parcellaire dans l'unique objectif d'extraire précisément les frontières des parcelles de terrain.

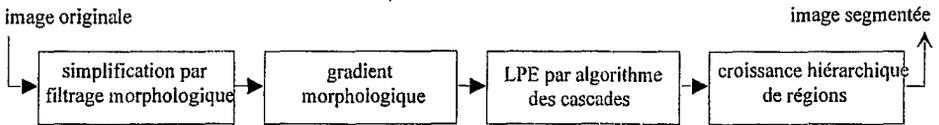


Fig. 5 : méthode de segmentation hiérarchique.

Il est constitué d'un maximum d'outils d'origine morphologique que nous décrivons par la suite à chacune des étapes de la segmentation. Nous rappelons également brièvement l'opérateur de simplification utilisé mais nous conseillons au lecteur de consulter l'article [8] en ce qui concerne la théorie du filtrage morphologique et ses applications.

- *simplification* : traditionnellement, le problème de la simplification d'image se pose essentiellement en termes de compromis entre une réduction suffisante du bruit et une restitution correcte des structures principales de l'image. Les filtres morphologiques par reconstruction, appartenant à la famille des opérateurs connexes [8], se prêtent très bien pour atteindre ces deux objectifs. L'intérêt de ces filtres réside dans leur capacité à simplifier une image en produisant des régions plates (c'est-à-dire de niveau de gris constant) et dans une seconde propriété dite pyramidale, régissant la loi d'absorption des zones plates entre elles et à l'origine de l'excellente restitution des contours de ces filtres. Ils préparent ainsi efficacement une image à une segmentation par niveaux de gris comme la LPE. L'opérateur de lissage utilisé est le filtre alterné séquentiel connexe d'ordre i , produit de composition par alternance des i premiers termes d'une granulométrie et d'une anti-granulométrie connexes [8]. Il est défini par :

$$M_i = \gamma_i \phi_i \gamma_{i-1} \phi_{i-1} \dots \gamma_2 \phi_2 \gamma_1 \phi_1$$

où γ_i et ϕ_i désignent respectivement une ouverture et une fermeture par reconstruction. Une ouverture (resp. une fermeture) morphologique par reconstruction est définie comme étant la reconstruction géodésique par dilatation (resp. par érosion) d'une ouverture (resp. d'une fermeture) morphologique classique [7]. En agrandissant la taille des éléments structurants, l'image filtrée, en contenant de plus en plus de plateaux, devient de plus en plus simple, ce qui facilite sa segmentation. Ce filtrage a donc pour effet de lisser efficacement les régions texturées de l'image tout en préservant correctement les principaux contours entre régions.

- *rehaussement des contours* : il s'agit de mettre en évidence les zones de fort contraste. Comme l'image a été préalablement lissée, nous nous contentons d'appliquer simplement un *gradient morphologique* (ou gradient de Beucher [8]) dont l'intérêt immédiat est sa simplicité d'implémentation.

• *algorithme des cascades* : cet algorithme, présenté plus haut, est appliqué à l'image gradient précédente. Il vise essentiellement à réduire la sursegmentation initiale à l'intérieur des régions homogènes.

• *croissance hiérarchique de régions* : à l'issue de la segmentation morphologique hiérarchique, on ne peut pas se satisfaire du niveau de partitionnement obtenu. Les régions homogènes sont encore fragmentées en plusieurs entités. Une étape supplémentaire d'amélioration des régions segmentées est nécessaire afin d'obtenir une segmentation proche de la réalité. Partant du principe que la LPE met plutôt en évidence des régions homogènes en luminance dans le sens où la LPE d'une image délimite les zones d'influence de ses minima, il apparaît évident qu'elle présente des analogies avec les méthodes de segmentation par région. Ainsi, l'algorithme de la LPE a toutes les qualités requises pour initialiser une technique de croissance de régions. Les régions homogènes au sens de la luminance constituent des germes sérieux pour une future croissance de régions. D'où l'idée naturelle de prolonger notre schéma de segmentation par une technique de grossissement de régions.

Disposant à ce stade de l'algorithme d'une image découpée en une multitude de régions, l'idée est de réaliser une succession de nouvelles partitions de l'image par regroupement itératif de régions voisines en définissant des critères de fusion robustes. Au préalable, il est indispensable d'établir une stratégie de fusion pour assurer une stabilité de la segmentation finale vis-à-vis de l'ordre dans lequel sont traités les couples de régions adjacentes. On choisit par conséquent d'appliquer une *croissance hiérarchique de régions* [9]. Son principe est le suivant : à chaque itération du processus, il s'agit de fusionner les deux régions adjacentes les plus ressemblantes au sens d'un critère de similarité. Ce processus hiérarchique permet logiquement de réunir d'abord les régions les plus ressemblantes.

Nous proposons deux approches différentes concernant le critère de fusion des régions. La première solution prend en compte uniquement les pixels contours de la LPE alors que la deuxième consiste à mesurer la ressemblance entre régions voisines à partir de leurs statistiques.

Le choix du premier critère de fusion utilisé se fait naturellement. Il découle de l'observation suivante : le contraste moyen observé sur une frontière située à l'intérieur d'une région homogène est largement inférieure à celui observé à la frontière de deux régions homogènes différant par leur radiométrie moyenne. L'information de contraste observé sur un contour de la LPE fournit donc un moyen efficace pour mesurer sa force. Ainsi, à chaque itération de l'algorithme, on fusionne les deux régions qui présentent le contraste à leur frontière le plus faible dans l'image. Le deuxième critère consiste à fusionner les deux régions présentant la radiométrie moyenne la plus proche. Et on réitère le processus jusqu'à obtenir un nombre de régions fixé au départ.

Une image du satellite SPOT de taille (512x512) acquise en mode panchromatique (fig. 6) a été segmentée par la chaîne de traitement présentée à la figure 5. Pour montrer l'ampleur de la sursegmentation occasionnée par l'algorithme de la LPE sur une telle image et l'effet des traitements successifs mis en oeuvre pour atténuer ce phénomène, nous avons résumé dans le tableau I quelques chiffres de segmentation (nombre de régions à l'issue de la LPE avec ou sans contrainte) en fonction du filtrage opéré.

Tableau I : résultats quantitatifs de segmentation.

	gradient morphologique (3x3)			
	filtre M_3	filtre M_4	filtre M_5	sans filtrage
LPE seule	6192	5315	4621	8783
algo. des cascades	1144	993	857	1350

Nous constatons que le préfiltrage morphologique peut réduire considérablement le nombre de régions segmentées par LPE (de 8783 à 4621) mais souvent au détriment des détails fins linéiques de l'image si des tailles de filtres relativement grandes sont utilisées (ex : filtre M_5). Nous nous contentons donc d'appliquer un léger lissage de l'image par le filtre M_3 de manière à éliminer la sursegmentation dans les zones relativement homogènes comme les champs. Nous constatons que la LPE par l'algorithme des cascades est plus performante qu'un simple filtrage morphologique puisqu'elle peut atteindre des taux de réduction de sursegmentation proches de 5. Non seulement elle réduit de façon drastique les faux contours mais elle conserve les principales régions d'intérêt. De plus, nous avons un meilleur contrôle sur la restitution des principales structures à segmenter avec l'algorithme des cascades qu'en opérant de façon aveugle un filtrage. Par conséquent, l'étape de préfiltrage de l'image originale n'est pas toujours nécessaire. L'algorithme des cascades peut s'appliquer seul pour réduire l'effet de sursegmentation (1350 régions sans filtrage contre 1144 avec filtrage).

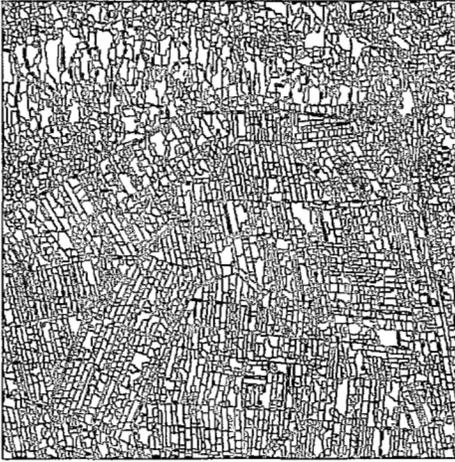


Fig. 6 : image SPOT panchromatique de la région des polders près du Mont-St-Michel.

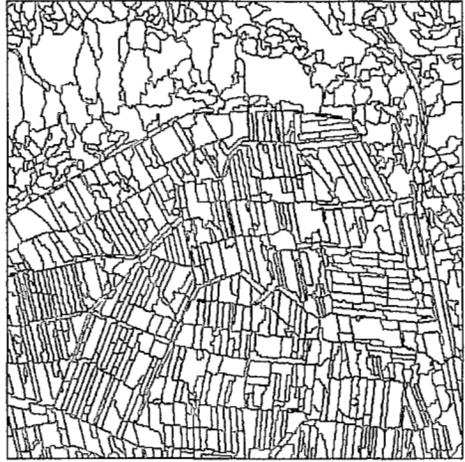
Nous présentons quelques résultats de segmentation de l'image SPOT à des étapes-clé de l'algorithme. Les figures (7.a) et (7.c) montrent respectivement la segmentation des contours par LPE uniquement et les marqueurs des régions segmentées, qui correspondent en fait aux minima de l'image gradient initiale. Le chiffre entre parenthèses indique le nombre de régions de la segmentation. Dans ce cas de figure, il est égal à 6192. Les figures (7.b) et (7.d) montrent respectivement la segmentation des contours par l'algorithme des cascades et les marqueurs des régions segmentées (dorénavant les minima de l'image gradient lissé par reconstruction géodésique). La sursegmentation a considérablement chuté passant de 6192 régions à 1144 sans perte d'informations significatives sur les contours des principales structures de l'image. Les résultats sont donc très satisfaisants et montrent que l'algorithme permet d'extraire correctement les principaux champs et le trait de côte. Les figures (8.a) et (8.b) illustrent respectivement l'effet d'une croissance hiérarchique de régions opérant selon deux critères distincts que nous avons appliquée à la carte de segmentation précédente (fig. 7.b). Le premier type de fusion guidée par l'information de contraste sur les frontières issues de la LPE semble être la meilleure approche du point de vue réduction des faux contours dans les zones homogènes. En effet, pour un même nombre de

régions dans les deux segmentations finales, nous constatons que les champs homogènes sont moins fragmentés avec le critère du contour qu'avec celui basé sur la moyenne radiométrique des régions.

Il faut bien préciser que ces résultats de comparaison entre segmentations relèvent d'une évaluation qualitative subjective opérée par notre œil. A l'avenir, nous avons l'intention de comparer nos segmentations à une vérité terrain par le biais d'une mesure de dissimilarité entre segmentations.



**Fig.7a : filtrage morphologique M_3 ,
segmentation par LPE uniquement (6192).**



**Fig.7b : filtrage morphologique M_3 ,
segmentation LPE par algorithme des cascades
(1144).**

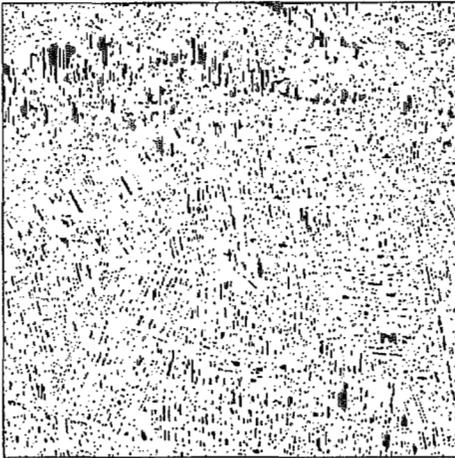


Fig.7c : marqueurs des régions de la fig.7a.

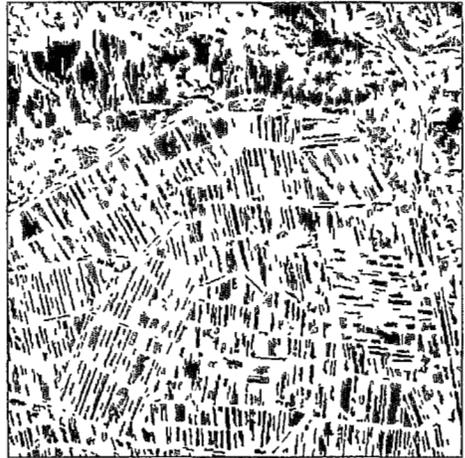


Fig.7d : marqueurs des régions de la fig.7b.

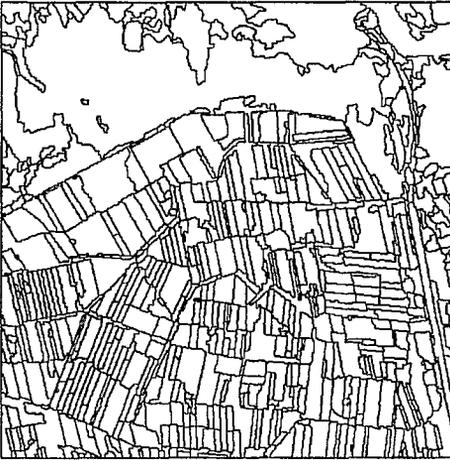


Fig.8a : croissance hiérarchique de régions guidée par le gradient des frontières (730).



Fig.8b : croissance hiérarchique de régions guidée par la radiométrie moyenne entre régions (730).

Cette étude a permis de mettre en évidence l'intérêt de la morphologie mathématique en télédétection spatiale. D'une part, en accédant dans l'image aux régions de forte homogénéité en niveau de gris, l'approche morphologique en segmentation s'est avérée être une phase d'initialisation très efficace d'un processus de croissance de régions. Elle assure une localisation très réaliste des contours d'une image. D'autre part, cet algorithme a souligné les potentialités évidentes de l'outil morphologique en segmentation par région. En exploitant des primitives région plus riches en information que le simple pixel, cela a permis de guider plus intelligemment le processus de segmentation. Elle ne souffre pas de la mauvaise détection des frontières observée traditionnellement avec les techniques de grossissement de régions et occasionnée par un découpage initial arbitraire du plan image. Au contraire, la division de l'image se fait de manière naturelle puisque la ligne de partage des eaux simule l'immersion progressive du relief de l'image dans un plan d'eau.

6 - Conclusion

Nous avons présenté une méthode de segmentation hiérarchique basée région dans le cadre de l'analyse non supervisée d'images de télédétection. L'algorithme est une collaboration entre la morphologie mathématique et les méthodes générales de croissance de régions. Les résultats de segmentation obtenus sur des images SPOT couvrant des paysages essentiellement agricoles sont très satisfaisants. Il est bien évident que des efforts supplémentaires restent à réaliser spécialement dans le choix de critères de fusion plus en adéquation avec le caractère texturé des images de télédétection. Cet algorithme nécessite aussi une validation et un élargissement de son champ d'application par une extension à d'autres types d'images satellites (ex : SAR).

Remerciements nous tenons à remercier Pierre Arousseau et Hervé Squidant de l'Ecole Nationale Supérieure d'Agronomie de Rennes (laboratoire Sciences du sol, équipe Spatialisation numérique) pour nous avoir fourni l'image SPOT panchromatique des polders du Mont-St-Michel.

Références bibliographiques

- [1] S. Beucher et C. Lantuéjoul, "*Use of watersheds in contour detection*", Proc. Int. Workshop on Image Processing, Real-Time Edge and Motion Detection/Estimation, Rennes, France, 1979.
- [2] L. Vincent et P. Soille, "*Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations*", IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.13, n°6, pp 583-598, 1991.
- [3] L. Najman and M. Schmitt, "*La ligne de partage des eaux : applications d'une approche continue*", Revue Technique Thomson CSF, vol.25, n°1, mars 1993.
- [4] S. Beucher and F. Meyer, "*The morphological approach to segmentation : the watershed transformation*", Mathematical Morphology in Image Processing, editor E.R. Dougherty, pp 433-482, Marcel Dekker Inc, New York, 1993.
- [5] M. Grimaud, "*A new measure of contrast : the dynamics*", SPIE vol.1769, Image Algebra and Morphological Image Processing III, pp 292-305, 1992.
- [6] S. Beucher, "*Watershed, hierarchical segmentation and waterfall algorithm*", 2nd International Symposium on Mathematical Morphology and Its Applications to Image Processing, editors J.Serra and P.Soille, Kluwer Academic Publishers, pp 69-76, Paris, 1994.
- [7] M. Schmitt et J. Mattioli, Morphologie mathématique, collection Logique Mathématiques Informatique, édition Masson, Paris, France, 1994.
- [8] J. Serra and L. Vincent, "*An overview of morphological filtering*", IEEE transactions on Circuits, Systems and Signal Processing, vol.11, n°1, pp 47-108, 1992.
- [9] J.M. Beaulieu and M. Goldberg, "*Hierarchy in picture segmentation: a stepwise optimization approach*", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.11(2), pp 150-163, 1989.