Télédétection, 2005, Vol. 5, n°(1-2-3), p. 261-273

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

UNE APPROCHE OBJETS POUR LA DESCRIPTION DES IMAGES À TRÈS HAUTE RÉSOLUTION SPATIALE ET L'EXTRACTION DE CONNAISSANCES

ÉRICK LOPEZ-ORNELAS[1,a], FLORENCE SÈDES[2,b],
GUY FLOUZAT[1,c] et FLORENCE LAPORTERIE-DÉJEAN[3,d]

[1] *Laboratoire de Télédétection à Haute Résolution,*
118 Route de Narbonne, 31062 Toulouse Cedex 4, France

[2] *Institut de Recherche en Informatique de Toulouse,*
UPS-CNRS, 118 Route de Narbonne, 31062 Toulouse Cedex 4, France

[3] *Région Midi-Pyrénées, Service Recherche,*
22 Boulevard du Maréchal Juin, 31406 Toulouse Cedex 9, France

Courriel [(a,b,c,d)] *: erick.lopez@cesbio.cnes.fr; sedes@irit.fr ; guy.flouzat@cesbio.cnes.fr ; florence.laporterie@cict.fr*

(soumis : 30 juillet 2004 ; révisé : 17 février 2005 ; accepté 21 octobre 2005)

L'arrivée des images de télédétection à très haute résolution spatiale impose de reconsidérer les méthodes de description des surfaces représentées dans les images satellites. En effet, la précision de la perception disponible peut désormais permettre, sous réserve de la qualité du support, de discriminer les entités composant un paysage. Dans ce contexte, on propose ici une approche associant un processus de segmentation d'images à la collecte et l'homogénéisation des descripteurs des objets obtenus afin de permettre l'interrogation et l'extraction de connaissances des images ainsi segmentées.

L'approche morphologique de la segmentation proposée repose sur une méthode auto-adaptative de segmentation d'images satellitaires à très haute résolution spatiale. Cette approche est basée sur une description de l'image par des graphes d'adjacence en utilisant des méthodes morphologiques pour obtenir des segments appropriés et significatifs par croissance de régions. Ces régions segmentées sont ensuite considérées comme des instances munies d'attributs multiples. L'image qui en découle est alors modélisée par un descripteur qui permet une exploitation de plus haut niveau. Exploiter l'information ainsi disponible sur les objets suppose la prise en compte des caractéristiques et des relations spatiales décrivant les relations entre les objets. La formulation et l'interprétation de requêtes repose sur ces caractéristiques et sur les différents types de relations topologiques, cardinales et/ou métriques.
C'est la modélisation et la génération de descripteurs qui rend l'approche originale dans le contexte des méthodes de télédétection.

Mots-clefs : images à très haute résolution ; segmentation morphologique ; élicitation ; requêtes.

AN OBJECT APPROACH FOR DESCRIPTION OF VERY HIGH SPATIAL RESOLUTION IMAGES AND KNOWLEDGE EXTRACTION

The advent of very high spatial resolution images forces to reconsider new description methods for surface represented in remote sensing images. Indeed, the precision of the actual perception can now permit the discrimination between all the significant landscape units. In this context, we propose an approach associating an image segmentation process and its exploitation by feature extraction throughout process, in order to collect, to model and homogenize these features using a set of descriptors to query these segmented images.

The proposed segmentation approach rests on a self-adapting morphological method to segment very high spatial resolution remote sensing images. This approach is based on a description of the image using graphs of adjacency and to apply morphological transformations to obtain suitable and significant segments by region growing. These segmented regions can be considered as entities provided with a set of attributes. The segmented image is then modelled via a descriptor, which allows a high level of exploitation. In order to exploit this information, spatial relations are most important because they describe the spatial relations between objects and their characteristics. Construction and query interpretation rely on the use of these different types of relations whether topological, cardinal and/or metric.

The originality of the approach in the context of remote sensing methods resides in the aspects of modelling and descriptor generation.

Keywords : high resolution images ; morphological segmentation ; extraction ; queries.

1. INTRODUCTION

L'imagerie spatiale à haute résolution fait évoluer actuellement la perception que l'on avait de la Terre, en donnant une vision proche de celle qui est délivrée par les images aériennes. Aujourd'hui, la résolution des images d'observation civile atteint les niveaux métriques et infra métriques. Par exemple, les satellites SPOT 5 (CNES, France), ALOS (NASDA, Japon), IKONOS (Space Imaging, États-Unis), QUICKBIRD (DigitalGlobe, États-Unis) fournissent des images entre 2,5 m et 0,6 m de résolution. Ces progrès ont été réalisés en un laps de temps très court et l'utilisation des techniques de traitement d'images (Cocquerez et al., 1995) en télédétection n'a pas évolué aussi vite que les technologies d'acquisition.

L'amélioration de la perception permet de visualiser et d'analyser des objets jamais vus auparavant en télédétection (voitures, petits bâtiments, arbres, etc), ce qui génère des images très complexes. Il devient dès lors nécessaire de développer de nouvelles méthodes d'exploitation de cette imagerie pour en permettre une utilisation plus élaborée. Dans cette perspective, la segmentation des images d'observation de la Terre est un domaine dans lequel de nombreux travaux sont indispensables, compte tenu de la faible utilisation actuelle de ce type d'approche en télédétection, afin de parvenir à des processus d'analyse et d'enrichissement d'information par modélisation de raisonnements élémentaires pour commencer.

Il existe évidemment dans la littérature de nombreuses méthodes de segmentation (Gonzalez et al., 2002 ; Pal et al., 1993). Les différentes techniques ont leurs avantages et leurs limites et leur utilisation dépend généralement du problème à résoudre ; le but est donc de trouver la méthode la plus adaptée à une famille d'application donnée.

L'enjeu de ces travaux est de rechercher une stratégie de segmentation et de caractérisation robuste, permettant ainsi de traiter le plus grand nombre de situations possibles. Ces situations sont de deux natures : 1) les images peuvent être d'un niveau de qualité radiométrique insuffisant pour des utilisations de mesure physique, mais la segmentation doit pouvoir être appliquée ; 2) des modèles de raisonnement élémentaires dans la phase actuelle doivent pouvoir être simulés et la caractérisation doit induire l'acquisition des informations nécessaires sur la scène.

C'est dans ce but que nous avons choisi d'utiliser une description par des graphes et des opérateurs de morphologie mathématique (Serra, 1982). Les opérateurs morphologiques sont utilisés pour créer une approximation de la fonction image assimilable à un pavage quelconque. Simultanément, la description par les graphes permet de disposer d'une première information sur les relations spatiales entre les objets pendant le processus de segmentation. Ainsi, le calcul d'attributs d'arrangements spatiaux peut être conduit selon l'ensemble des paramètres préservés au cours du processus. On dispose alors, d'une part, d'attributs propres aux objets et, d'autre part, d'attributs d'organisation spatiale entre ces objets. C'est cette dualité qui rend la méthode de segmentation développée bien adaptée à la construction de descripteurs avec les métadonnées extraites.

L'objectif est donc d'illustrer l'extraction de descripteurs semi-structurés constituant une description appropriée des objets qui permette de les traiter sans accéder à l'image initiale, seulement en manipulant les métadonnées *via* des requêtes (Smith et al., 1999).

Cet article donne, dans la section 2, la description de la segmentation morphologique utilisée. La section 3 illustre comment les objets sont décrits et leurs caractéristiques représentées en utilisant des descripteurs. Dans la section 4 est montré un exemple d'application pour extraire les objets pertinents en utilisant des requêtes sur les descripteurs définis. Cette information est reprise, dans la section 5, pour réaliser une interprétation dans le cas de la structure urbaine décrite dans l'exemple choisi. Nous concluons dans la section 5 avec les perspectives.

2. PROCESSUS DE SEGMENTATION

2.1 Définition de la segmentation

On rappelle d'abord que la segmentation consiste à diviser l'ensemble des pixels de l'image en régions connexes, homogènes et différentes de leurs voisines (Gonzalez et al., 2002). Zucker (1976) définit la segmentation d'images de la manière suivante : Soit I une image composée d'un ensemble des pixels $p_{(x,y)}$, P_R un prédicat défini sur tout sous-ensemble de pixels connexes de I. Segmenter I en régions revient à réaliser une partition de I en N sous-ensembles de pixels $r_1, r_2,..., r_N$, appelés régions.

2.2 Approches « classiques »

Dans les approches par seuillage, on suppose que les images se composent de régions caractérisées par différences photométriques. L'histogramme de l'image fait l'objet d'un seuillage où les comptes numériques voisins correspondent aux valeurs photométriques d'un groupe de régions (Marion, 1987). Pour des images bruitées, il devient difficile de distinguer les modes caractéristiques dans l'histogramme des niveaux de gris car l'histogramme est souvent de forme complexe. C'est pour cette

raison que de nombreuses méthodes ont été développées, par exemple : la méthode p- Tile, gaussienne, le lissage de l'histogramme, le lissage gaussien, l'algorithme "Isodata", l'algorithme de symétrie de fond, l'algorithme du triangle, la minimisation de la variance ou la maximisation de l'entropie ou la méthode OTSU ; les références (Cocquerez, 1995 ; Gonzalez, 2002 ; Otsu 1979) expliquent clairement ces techniques.

Les techniques de détection de contours sont intensivement utilisées pour la segmentation d'image en niveaux de gris : elles reposent sur la détection des discontinuités de la fonction image (Horaud et al., 1993). Ces méthodes sont largement basées sur les opérateurs de différence locale du type dérivée première (Sobel, Roberts et Prewitt) ou dérivée seconde (Laplacien). Les opérateurs de Canny (Canny, 1986), Deriche (Deriche, 1990) et Shen et Castan (Shen et al., 1992) modélisent le contour en utilisant une méthode de base fondée sur des calculs différentiels.

Les approches de croissance et fusion des régions construisent des régions homogènes au sens de propriétés locales voisines. Dans cette approche, la valeur calculée sur la mesure d'une propriété pour un pixel et son environnement est ensuite comparée à toutes les valeurs voisines. Un processus de groupement est répété jusqu'à ce que tous les pixels dans l'image soient inclus dans des régions (Gonzalez et al., 2002 ; Marion, 1987 ; Horaud et al., 1993). Les techniques dites de pyramides irrégulières sont utilisées dans cette approche pour partitionner une image en régions par un procédé de type "bottom-up region growing" (Bertolino, 1995).

2.3 Approches « hybrides »

Les approches par réseaux neuronaux décomposent en décisions élémentaires des caractéristiques souvent identiques aux méthodes classiques en les affectant de fonctions de poids pour calculer diverses variables. Une phase d'apprentissage est nécessaire pour identifier l'extraction de caractéristiques requises (Ong et al., 2002). Différents réseaux de neurones ont été utilisés dans la segmentation des images couleur comme le réseau de Hopfield, le "self-organizing-map", le "self-organizing feature map" (Campbell et al., 1997), la "rétropropagation", le "Oscillatory Cellular Neural Network", ou le "Constraint Satisfaction Neural Network" (Cheng, 2001).

Les régions dans une image ne sont pas toujours bien définies aux limites et l'incertitude peut exister aux frontières. C'est pour cela que les approches floues sont utilisées pour représenter et manipuler l'incertitude et l'ambiguïté correspondantes. Ces approches ont trouvé de nombreuses applications dans la segmentation d'images (Mohhaddamzadeh et al., 1997).

Il existe d'autres approches, complémentaires, assimilables à une approche hybride comme les contours actifs (appelés également snakes) (Kass et al., 1998), parce que les notions de régions et d'extraction de contours sont ici parfaitement duales. Il s'agit de localiser plus précisément un contour qui a été déjà identifié entre deux régions. Le contour initial est progressivement déformé, guidé par la minimisation d'une fonction d'énergie, tout en gardant sa connexité.

La segmentation multirésolution ou multiéchelle est une autre approche qui consiste à étudier une grandeur à plusieurs niveaux de résolution (Baatz et al., 2000). L'approche multiéchelle permet de trouver le niveau de résolution le plus pertinent ou bien de combiner les résultats obtenus aux différentes échelles pour aboutir à des conclusions plus pertinentes. La transformée en ondelettes, en décomposant une image en sousbandes, c'est à dire en images de résolution inférieure, permet de représenter des détails (hautes fréquences, par exemple horizontales, verticales et diagonales) à diverses résolutions, ainsi que les basses fréquences sur lesquelles peuvent être réalisées des segmentations (Wang et al., 2001).

L'utilisation des champs de Markov constitue une approche qui a été souvent exploitée pour la détection de contours. Le principe consiste à extraire une fonction caractérisant l'énergie interne d'un système et à le faire évoluer vers l'état qui minimise cette fonction d'énergie grâce à une paramétrisation adaptée (Zerubia et al., 1990). Par ailleurs, la méthode des *k-means* (nuées dynamiques) (Pelleg et al., 2000) est un outil de classification qui permet de répartir un ensemble de pixels en classes homogènes.

La morphologie mathématique (MM) (Serra, 1982) a été utilisée également en segmentation. La MM repose sur des opérations élémentaires (dilatation, érosion, ouverture et fermeture) qui consistent à comparer une structure inconnue, la fonction image, à un ensemble de formes, les éléments structurants dont on maîtrise les caractéristiques de forme, de taille et de connexité, grâce à des propriétés ensemblistes. Des approches souvent dédiées à la segmentation d'images ont été développées dans ce contexte (par exemple : Angulo, 2003 ; Zanoguera, 2001) et optimisées pour des espaces de représentation de la couleur.

2.4 Approximation de la fonction image

La première phase du processus de segmentation consiste à calculer une approximation de la fonction image par un échantillonnage quelconque en forme et en taille. L'intérêt est l'obtention d'une sur-

segmentation auto-adaptée à la fonction image à laquelle un processus de croissance de régions est appliqué.

Divers processus de quantification et d'échantillonnage peuvent être appliqués afin de réduire le bruit ou les variabilités locales du signal non significatives. Un tel pré-traitement réalise la première agrégation de pixels et il réduira la scène désirée en un ensemble de petites entités qui forment une première approximation de l'image. Cela permet ensuite une convergence plus rapide du traitement d'agrégation dans la suite du processus. Cette étape de pré-traitement est facultative et son utilisation dépend de la finesse de segmentation désirée. Cette phase de pré-traitement peut être effectuée par le calcul de la Ligne de Partage des Eaux (LPE) (Vincent et al., 1991) appliquée au gradient de l'image filtrée et/ou échantillonnée pour obtenir un ensemble d'entités. Les entités obtenues ont des contours fermés et définissent les objets perçus dans l'image. Cette image est sur-segmentée et constituée par des régions homogènes $R_i=\{r_1,r_2,...,r_N\}$ de tailles et de formes différentes. Elle constitue donc une approximation quelconque de la fonction image par un pavage auto-adapté qui est le point de départ pour effectuer la suite du traitement.

Dans l'annexe 1, on présente la liste d'abréviations utilisées pour les sections suivantes.

2.5 Construction du graphe

Afin d'appliquer le traitement morphologique qui suit, les régions issues du pré-traitement (*LPE*) sont considérées comme des cellules de Voronoï. En effet, l'ensemble R_i des régions formant l'image est identifié à un diagramme de Voronoï $Vor(P)$ virtuel quelconque auto-adapté à la fonction image. On rappelle dans ce qui suit les concepts de graphes et de diagramme de Voronoï.

Compte tenu de la spécificité du processus de croissance de région, on rappelle la notion de graphe où la paire (P,A) signifie que :

$P=\{p_1, p_2, \ldots, p_n\}$ est un ensemble (fini) de points sommets ($n \geq 1$ est l'ordre du graphe),

$A=\{a_1, a_2, \ldots, a_m\}$ est la famille des paires (p_i, p_j) de sommets reliés par des arêtes.

On rappelle également que le diagramme de Voronoï se définit tel que : pour tout $p \in P$, le polygone $Vor(P)$ de Voronoï lié à p est formé des points qui sont plus près de p que de n'importe quel autre point de P:

$$Vor(P)=(p1 \in \Re^2, \forall p2 \in P \setminus \{p\}, dist(p1, p) \leq dist(p1, p2))$$

Dans le processus de segmentation, on admet donc que $\{R_i\}$ est un pavage quelconque (Chassery et al., 1991) assimilé à un diagramme de Voronoi virtuel $Vor(P)$ où $\{p_i,\ldots,p_n\}$ est l'ensemble des centres de gravité de l'ensemble des régions $\{R_i\}$.

Par conséquent, de façon duale, la triangulation de Delaunay est obtenue à partir du diagramme de Voronoï virtuel comme : $DT(p)=(P,A)$, où P est l'ensemble de sommets, et A est l'ensemble d'arêtes défini comme :

$$A=((p, p_1) \in P^2, Vor(p) \cap Vor(p_1) \neq \varnothing)$$

Ce processus permet de représenter le graphe (G) en utilisant une triangulation de Delaunay (DT). Ainsi, l'image est décrite par le graphe DT où un sommet p_i représente un polygone iso-photométrique r_i et est relié à un autre sommet p_j de r_j par une arête, si et seulement si, il existe entre r_i et r_j une frontière commune. Une arête relie un couple de sommets (p_i, p_j) en une paire s'il existe dans le graphe une suite de points adjacents commençant à p_i et se terminant à p_j. Cette approche permet de définir la relation de voisinage que l'on utilisera pour définir les relations d'organisation.

Les notions de graphe binaires sont étendues au "graphe décimal" G, et définies (Vincent, 1989) comme suit : un graphe binaire sur G_{Bin} est le correspondant de P (ensemble des sommets) dans $\{0,1\}$ et un graphe décimal sur G est le correspondant de P dans $\Re$. De cette façon l'ensemble de sommets du graphe permettra de manipuler la valeur photométrique de chacune des régions.

2.6 Traitement morphologique

Afin de segmenter les images à haute résolution, nous utilisons une technique de segmentation basée sur la morphologie mathématique (Serra, 1982). Ce choix est déterminant car il permet un traitement non linéaire basé sur les propriétés suivantes.

Soit T un *treillis complet*, T est un ensemble muni d'une relation d'ordre, que nous noterons $\leq$ et tel que toute famille d'éléments M_i dans T admette dans T un plus petit majorant, que nous noterons $\vee Mi$, et un plus grand minorant, que nous noterons $\wedge Mi$. Ceci implique l'existence dans T d'un plus grand élément E_l et d'un plus petit élément $\varnothing$. Dans ce cadre et pour les besoins ici présents, on exprime les opérations élémentaires d'érosion et de dilatation comme :

$$\text{Erosion}: f(x_i, y_i) \Theta B = \inf\{f(x, y)\} \text{avec}(x, y) \in B(x_i, y_i)$$

$$\text{Dilatation}: f(x_i, y_i) \oplus B = \sup\{f(x, y)\} \text{avec}(x, y) \in B(x_i, y_i)$$

où : B est l'élément structurant, (x_i,y_i) les coordonnées de l'origine de B et (x, y) le support de trame de la fonction image.

Compte tenu des propriétés de croissance et d'idempotence des ouvertures et fermetures morphologiques, il est possible d'encadrer la valeur prise par une fonction en tout point par des valeurs dépendant de l'inférieur ou du supérieur de la liste de valeurs voisines.

Dans notre cas précis, le principe du processus de segmentation proposé repose sur l'application des opérations morphologiques appliquées dans le graphe G issu de la triangulation de Delaunay (Flouzat et al., 1997). La segmentation commence par une application du processus à la partition de l'image I en régions iso-photométriques réalisant la première approximation et où les contours des régions R_i constituent le premier graphe de Voronoï (cf. 2.3). L'ensemble des centres de gravité des cellules de Voronoï constitue les sommets de la triangulation de Delaunay auxquels sont associées les valeurs du graphe décimal modifiées par les transformées morphologiques.

Dans les images, ces sommets (p) constituent une trame quelconque découlant uniquement des voisinages des polygones r_i de l'image I et sont affectés de la valeur photométrique correspondante : le graphe est alors un graphe décimal où $G(p_i)$ est la valeur de p_i dans le graphe décimal. C'est donc sur celui-ci que sont appliquées les opérations morphologiques qui génèrent la segmentation en appliquant les transformations successives à l'ensemble de $G(p_i)$.

Le principe physique de la croissance de régions consiste à transformer la valeur $G(p)$ en lui affectant la valeur photométrique $val(p_i)$ la plus proche et présente en fonction des règles d'ordonnancement générées par les filtres morphologiques. Comme

$$val(p_j) = val(p_i) \Rightarrow val(r_i) = val(r_j),$$

le processus de croissance vient de l'union $r_i \cup r_j = r_n$. Le segment r_n est donc le résultat de la croissance de régions.

Pour réaliser la transformation, des opérations morphologiques sont appliquées, définies comme suit :

$$Dilatation : D(G)(p) = \max\left\{G(p_i), p_i \in N_E(p) \cup \{p\}\right\}$$

$$Erosion : E(G)(p) = \min\left\{G(p_i), p_i \in N_E(p) \cup \{p\}\right\}$$

Dans la méthode décrite, cette transformation repose sur les propriétés des ouvertures et des fermetures morphologiques. En effet, ce principe se modélise en utilisant les opérateurs algébriques suivants :

$$Ouverture : \gamma(G)(p_i) = Min(G(p_i), Max(G(p)))$$

$$Fermeture : \phi(G)(p_i) = Max(G(p_i), Min(G(p)))$$

$$\text{avec } p = \left\{N_E(p)\right\} - p_i .$$

La fonction de segmentation est obtenue par application de filtres alternés au graphe décimal. L'action géométrique des ouvertures et fermetures algébriques $\gamma(G)(p_i)$ et $\phi(G)(p_i)$ se traduit par un agrandissement de la taille des régions en supprimant les extréma locaux du graphe décimal.

Ce processus de croissance et d'agrégation des régions iso-photométriques est contrôlé par un ensemble de paramètres. Trois catégories de paramètres sont accessibles : i) ceux qui agissent sur l'image initiale une seule fois, avant le processus de segmentation, et qui génèrent une nouvelle image à segmenter (LPE), ii) ceux qui tiennent compte des valeurs iso-photométriques des régions lors du processus d'agrégation (ouverture et fermeture), et iii) ceux qui prennent en compte les caractéristiques spatiales lors du processus d'agrégation des régions (comparaison de surface et longueur de contact entre les régions). Le résultat de la segmentation est évidemment lié au choix des paramètres.

Une boucle est généralement requise afin d'alterner les filtres utilisés en mettant à jour le graphe décimal et continuer à agréger les régions en appliquant les opérations morphologiques de $\gamma(G)(p_i)$ et de $\phi(G)(p_i)$ et en vérifiant l'ensemble des paramètres jusqu'à atteindre la stabilité correspondant à la paramétrisation du processus de croissance.

La figure 1 schématise le processus de segmentation développé qui aboutit à la construction des `descripteurs.`

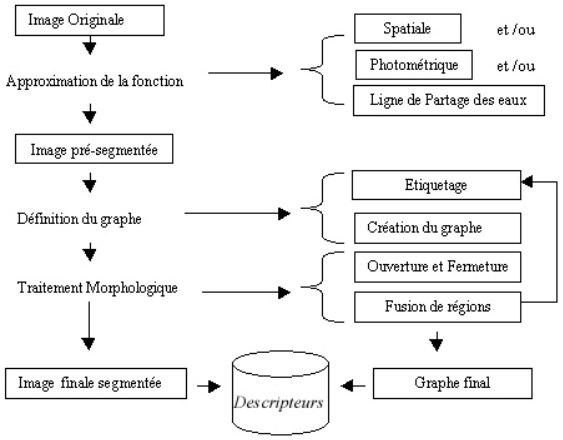


FIGURE 1 Processus de segmentation. *Segmentation procedure.*

3. CONSTRUCTION DES DESCRIPTEURS

L'extraction des caractéristiques représentées par l'ensemble $\{C\}$ pour une région r_i est effectuée en utilisant les graphes de fin de segmentation.

3.1 Représentation des caractéristiques extraites

Les caractéristiques de chaque région ainsi que de ses relations spatiales avec ses voisines sont stockées dans un descripteur indépendamment de l'image (Ma et al., 1999 ; Gong, 1999 ; Picard et al., 1995). Il regroupe donc des métadonnées (Chrisment et al.,

2002 ; Martinez, 2002 ; Vakali, 2004) qui sont alors disponibles sans nécessiter forcément d'accès à l'image proprement dite, du moins pour évaluer les prédicats et conditions exprimés. Celle-ci sera éventuellement accédée en fin de processus d'analyse pour filtrer les régions à restituer, visualiser, afficher, etc. dans la réponse.

Le descripteur concerne donc le deuxième niveau de description symbolique de l'image (après la segmentation) qui conduit à une structure de données décrivant la région r_i par un identificateur et donnant accès à l'ensemble {*C*} tel que $C=(C_1,C_2,\ldots, C_n)$ où C_i est une caractéristique intrinsèque ou spatiale.

En effet, deux catégories de caractéristiques issues de l'extraction sont associées au sein des descripteurs : i) les caractéristiques intrinsèques, spécifiques de l'information contenue dans les régions, et, ii) les caractéristiques relationnelles décrivant les relations d'organisation spatiale entre régions, élicitées au cours de la segmentation.

Les caractéristiques intrinsèques qui constituent le premier sous-ensemble de {*C*} découlent directement de la segmentation ; dans le cas présent, on calcule :

– la superficie $Surf(r_i)$ est calculée par $Card(r_i)$;

– le périmètre $Per(r_i)$ provient de $Per = ½ (Per_{int}+Per_{ext})$ où Per_{int} et Per_{ext} sont les périmètres intérieur et extérieur, calculés par $Card((r_i \oplus B) - r_i)$ et $Card(r_i - (r_i \Theta B))$ respectivement ;

– la compacité $Comp(r_i)$ est obtenue par $Comp = ½ (Card(ri_B)+ Card(ri^B))$ où ri_B et ri^Bsont resp. l'ouvert et le fermé de la région r_i ;

– $fmoy(r_i)$ est la valeur numérique moyenne de la région r_i calculée avec les valeurs de la fonction image originale *I* incluses dans $r_i\,(fmoy(r_i) = val(p_i))$;

– le rectangle englobant *REM* est le plus petit rectangle inscrivant r_i ;

– le point d'intersection des diagonales de *REM* est le centre de gravité *grav* (NB : $grav \notin r_i$ pour la région r_i est possible, dans ce cas comme on a appliqué une approximation pour pre-segmenter l'image (cf. 2.2), ce problème à ce niveau de représentation est négligeable).

Les caractéristiques relationnelles constituent le second sous-ensemble de {*C*}. Elles sont calculées à partir du centre de gravité *grav* de chaque région r_i et traduisent les relations entre r_i et ses voisines.

La triangulation de Delaunay nous permet d'identifier l'ensemble des régions voisines (au sens de l'adjacence) de r_i (cf. 2.4) que nous représenterons dans ce qui suit par la notation formelle $Voisin(r_i)$. Compte tenu du contexte d'application de l'approche, il a été choisi de ne représenter dans un premier temps que trois types de relations spatiales entre régions : relation métrique, cardinale et topologique.

La relation métrique entre r_i et r_j évalue la distance *dist* (en pixels) entre les centres de gravité $grav(r_i)$ et $grav(r_j)$ de ces deux régions calculés par les *REM*.

La relation cardinale entre r_i et r_j (resp. entre r_j et r_i) donne l'angle θ entre la droite joignant $grav(r_i)$ et $grav(r_j)$ (resp. entre $grav(r_j)$ et $grav(r_i)$) et la droite horizontale passant par $grav(r_i)$ (resp. de $grav(r_j)$) : cf. figure 2a.

La relation topologique entre r_i et chacune de ses voisines r_j , $r_j \in Voisin(r_i)$, traduit la position relative de ces deux régions selon (Egenhofer, 1989) : cf.figure 2b.

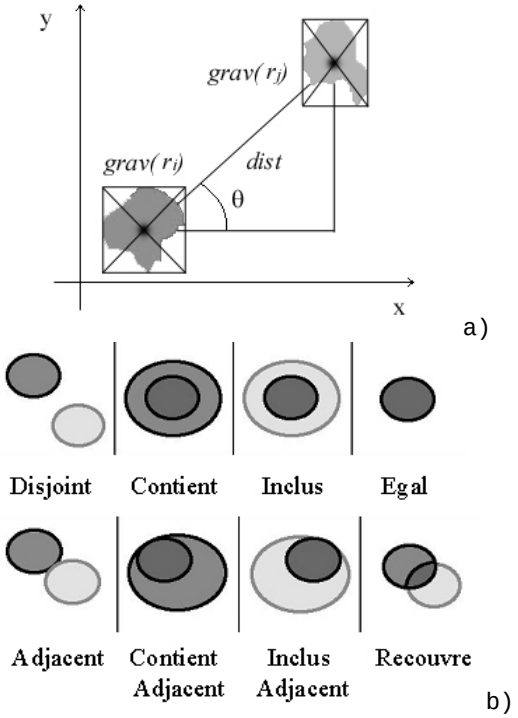


FIGURE 2. a) Calcul des REM pour l'obtention de la relation métrique *dist* et cardinal *θ*. b) Ensemble d'intersections possibles entre régions pour définir la relation topologique *topo. a) Calculation of REM for obtaining the dist metric relation and the θ cardinal relation b) Set of possible intersections between regions for defining the topological relation topo.*

On comprendra que d'autres caractéristiques intrinsèques peuvent, dès lors, être intégrées dans les descripteurs, selon la méthode implémentée en amont et les résultats fournis, comme la forme de la région, sa texture, etc. (Amous et al., 2002).

L'image segmentée I est alors considérée comme un ensemble de couches d'information (l1,...,ln). Chaque couche est associée à un ensemble de caractéristiques {C}, avec leurs valeurs {v}, qui définit la structure de chaque instance conservée

selon la couche. Chaque instance est alors identifiée par un seul identificateur OId et un descripteur appelé la valeur v, v=(v1,...,vm). Cette information peut être représentée par un ensemble d'attributs $\alpha = (\alpha 1, \ldots, \alpha k)$ Le schéma de la couche donne la structure du descripteur α.

3.2 Sélection de descripteurs

L'interrogation et la sélection d'information est faite par des règles exprimées par une requête. La définition de requête se fonde sur les notions formelles de :

$$q = (l, L, Cq)$$

avec l la couche de l'ensemble d'instances, Cq les conditions des instances dans L= {l1..., ln}. La requête équivalente par l'intermédiaire d'un langage d'interrogation traditionnel pourrait être :

select {ri} from l1... ln where Cq.

Ainsi, q(I) est défini comme le résultat de la requête q appliquée au résultat de la segmentation de l'image I. Une requête q est considérée comme une requête spatiale si la condition Cq contient un attribut spatial ou si la (les) région(s) extraite(s) ri est (sont) basée(s) sur des instances localisées.

Les relations spatiales (métrique, cardinale, topologique) sont essentielles pour exploiter les descripteurs car elles décrivent les relations entre les instances et leurs caractéristiques. Elles sont également indispensables pour traiter les requêtes.

4. EXEMPLE D'APPLICATION

La démarche de description d'images et d'extraction de connaissances est illustrée par l'exemple suivant, où l'objectif est la recherche d'information sur l'organisation du bâti dans un lotissement péri-urbain. Cet exemple est ici purement méthodologique et a fait l'objet d'un travail thématique dans le cadre d'une évaluation (Lopez et al., 2004). Il est appliqué à partir d'une image aérienne d'une résolution de 50 cm montrée dans la figure 3.

L'approximation de la fonction image utilisée ici est la Ligne de Partage des Eaux (LPE) dont le calcul est affiché en superposition à l'image d'origine dans la figure 4. Les régions correspondantes sont présentées en figure 5.

Le processus de segmentation mené à son terme par le traitement morphologique du graphe de Delaunay donne le résultat de la figure 6. Comme ce traitement morphologique conduit la croissance des régions, en vérifiant le graphe de Delaunay, cela permet de conserver des caractéristiques de voisinage qu'une méthode traditionnelle de croissance de régions n'identifie pas.



FIGURE 3 Image Originale. *Original Image.*

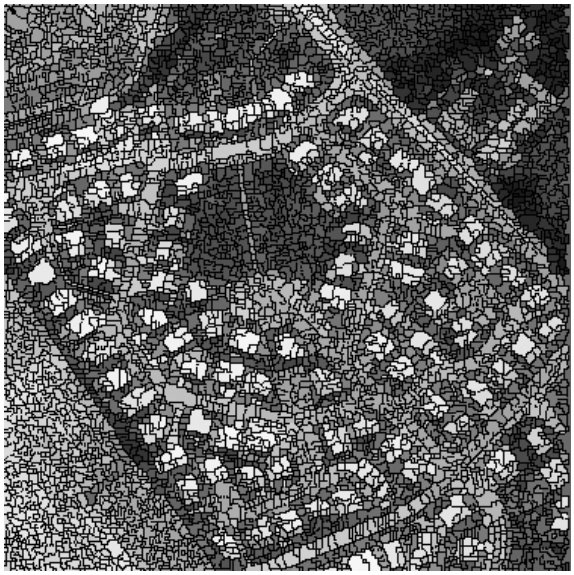


FIGURE 4 Image de LPE. *LPE image.*

Dans l'exemple choisi, un ensemble des paramètres a été choisi pour mettre en évidence et conserver les objets d'intérêt. On a favorisé le paramètre d'ouverture, donc le résultat fait apparaître plutôt des zones claires, alors que les zones foncées sont fusionnées car elles sont moins importantes pour l'identification des bâtiments (même si avec ce choix de paramètres, on perd de l'information : exemple, la zone boisée (zone

supérieure droite) ou la route au milieu de l'image, cf. figure 6).



FIGURE 5 Régions identifiées d'après la LPE. *Regions identified following LPE.*



FIGURE 6 Image segmentée. *Segmented image.*

Ceci montre que pour une identification convenable des régions lors de la segmentation, il faut évidemment avoir une connaissance générale du phénomène étudié afin de le modéliser par le processus de traitement. C'est à partir de cette description en objets que l'on extrait des connaissances sur le milieu étudié.

La méthode proposée ici illustre l'intérêt de n'accéder qu'aux descripteurs (et non à l'image elle-même, hormis pour la visualisation de la réponse) à travers quelques exemples de requêtes de sélection d'objets via leur descripteur.

Dans l'annexe 2, on montre la représentation d'un descripteur en utilisant des balises XML.

4.1 Requête 1

Dans un premier temps, on a évidemment besoin d'extraire les maisons : celles-ci sont de tailles assez diverses et apparaissent dans des tons de gris très clairs. La requête suivante modélise cette observation :

"Identifier les régions Ri de l'image I ayant une valeur radiométrique entre 220 et 250 et une surface comprise entre 50 et 450 "

$$\left\{R_i : r_i \in I, 220 < fmoy(r_i) < 250 \wedge 50 < Surf(r_i) < 450\right\}$$

La figure 7 exprime le résultat de cette requête où chaque région correspond à une maison. Sont affichées en noir les régions sélectionnées à partir de cette requête. La distribution obtenue est bien la première trace nécessaire à la caractérisation du tissu urbain.



FIGURE 7 Maisons extraites. Extracted houses

4.2 Requête 2

On choisit de s'intéresser ensuite à certaines parties du lotissement : on veut extraire les maisons situées au sud d'un point donné (n). La requête extrait l'information correspondante :

"Identifier les régions au sud de la région rn"

Cette requête met en œuvre la relation cardinale entre rn et ses voisines.

$$\left\{R_i : r_i \in Voisin(r_n), 0 < \theta(grav(r_i), grav(r_n)) < 180\right\}$$

Le résultat de cette requête est présenté dans la figure 8. La généralisation de cette recherche conduirait évidemment à une requête restreinte à un angle et une direction donnés ; ce qui décrirait la régularité de répartition des maisons par rapport à un point quelconque.



FIGURE 8 Extraction des maisons au sud de *n*. Extraction of the houses south of *n*.

4.3 Requête 3

Les caractéristiques de distance entre objets interviennent souvent dans la caractérisation des milieux urbains. On donne ici un exemple de voisinage d'objets reliés par une propriété de distance à un même point. Dans le cas présent, on prend une distance de 100 pixels, ce qui donne :
"Identifier les régions qui sont à 100 [pixels] de la région rn "

Cette requête met en œuvre la relation métrique.

$$\left\{R_i : r_i \in Voisin(r_n), 0 < dist(grav(r_i), grav(r_n)) < 100\right\}$$

On constate dans la figure 9 que les maisons sélectionnées sont bien situées à moins de 100 unités de la région de référence. Dans ce cas également, la généralisation semble évidente puisqu'elle donne la possibilité de caractériser la densité du tissu de constructions dans le lotissement considéré.

Notons qu'il ne sera pas abordé ici la résolution du problème posé par ce type de requête qui est celui du passage de la représentation métrique et graphique d'une relation spatiale à son expression verbale (Egenhofer et al., 1998), problème délégué au niveau de l'interface de requête. A ce stade, l'intérêt est la correspondance entre la distance euclidienne calculée à partir des *REM* et la distance réelle sur le terrain (résolution spatiale de l'image).



FIGURE 9 Extraction des maisons situées à une distance inférieure à *m* de la maison *n*. *Extraction of the houses located at a distance inferior to m from house n.*

4.4 Requête 4

L'extraction de connaissances par un interprète fait fréquemment appel à des descripteurs combinés. Dans le cas de cette dernière requête, on combine ainsi une caractéristique de relation spatiale (relation cardinale : "au sud de la région"), une seconde caractéristique spatiale (relation métrique : "distance de 100") et une caractéristique intrinsèque ("surface supérieure à 50") : cf. figure 10.
"Identifier les régions qui sont au sud de la région r_n, à une distance de 100 et ayant une surface supérieure à 50". Cette requête mixte donne :

$$\{Ri : r_i \in Voisin\ (r_n), 0 < \theta(grav(r_i), grav(r_n)) < 180 \wedge 0 < dist(grav(r_i), grav(r_n)) < 100 \wedge surf\ (r_i) > 50\}$$

Le résultat présenté dans la figure 10 illustre le principe de modélisation de raisonnements élémentaires. Des spécifications plus détaillées sur le plan thématique se traduiraient évidemment par des requêtes plus complexes conduisant elles-mêmes à une extraction d'information plus proche du besoin d'un utilisateur donné.

Il faut souligner que dans cet exemple, on reconstitue les objets d'intérêt (maisons) à partir des régions obtenues lors de la segmentation en utilisant uniquement les descripteurs intrinsèques de surface *surf* et la valeur photométrique *fmoy*.

Pour généraliser l'application, il faut : 1) réaliser une normalisation radiométrique pour pouvoir utiliser les mêmes valeurs dans des images différentes et, 2) définir des descripteurs plus riches comme la forme ou la texture. De plus, une forme plus dynamique d'interrogation peut être envisagée en utilisant les langages d'interrogation visuels comme le « Query by sketch » (Egenhofer, 1996) ou le langage « Cigales » (Calcinelli et al, 1994) qui permettent à l'utilisateur de mieux exprimer la requête souhaitée.

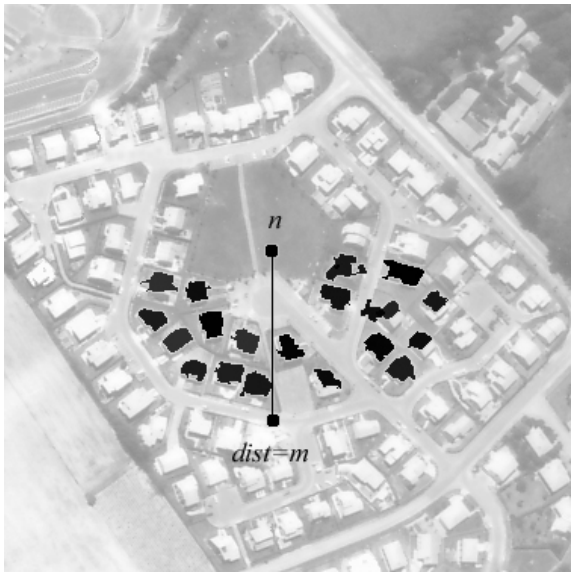


Figure 10 : Extraction des maisons au sud de *n* et situées à une distance inférieure à *m*. Extraction of the houses south of *n* and located at a distance inferior to *m*.

L'interprétation de ce type de structure peut également provenir directement et globalement du processus de segmentation. En effet, la triangulation de Delaunay appliquée aux seuls segments représentant les maisons donne le graphe de voisinage entre les maisons (figure 11).

À partir de cette information, on peut faire des comparaisons entre différents lotissements et calculer une distance moyenne entre les maisons voisines. Or, comme le prix du terrain augmente progressivement dans le temps, la distance inter-maisons diminue simultanément avec des parcelles plus petites. On peut donc identifier la chronologie approximative de construction de plusieurs lotissements.

Ces informations de prix et de chronologie ne sont évidemment pas lisibles directement sur les images : il s'agit donc bien d'une extraction d'information.

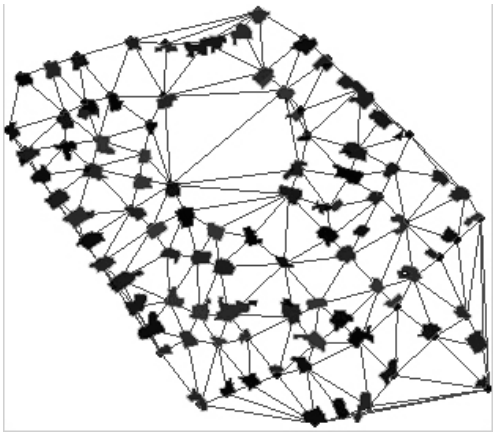


FIGURE 11 Triangulation de Delaunay sur le lotissement extrait. *Delaunay triangulation over the extracted land subdivision.*

5. CONCLUSION

Le but de cet article est de montrer l'adaptation d'une approche d'extraction d'objets à partir d'images à haute résolution spatiale dans le but d'intégrer la construction de descripteurs associant des caractéristiques aux objets identifiés et permettre ainsi l'interrogation de la collection.

Dans la méthode décrite ici, la segmentation morphologique permet d'extraire des objets et leurs relations spatiales élémentaires. Lorsque les segments sont identifiés, sont extraites les caractéristiques des objets, caractéristiques intrinsèques et relations spatiales. L'ensemble de ces données permet de rechercher les segments selon leurs attributs ou leur emplacement relatif. La phase de modélisation de ces informations permet de mettre en œuvre des raisonnements simples qui sont exécutés par des requêtes parcourant les descripteurs. Le résultat de la requête contient les liens vers les images et/ou les segment(s) concernés, ce qui permet d'enrichir l'information déjà disponible. La flexibilité et la souplesse de modélisation des données semi-structurées viennent de l'implémentation avec des descripteurs XML et des requêtes formulées en XQuery (cf. annexe 3).

Ces résultats ouvrent quelques perspectives intéressantes. Tout d'abord, l'évaluation des performances obtenues sur un ensemble de collections d'images très différentes a permis de tester la robustesse du processus (Lopez-Ornelas, 2005). Une prospective intéressante est d'implémenter un moteur d'interrogation qui supporte des requêtes plus complexes afin d'améliorer la modélisation du raisonnement, et ainsi de simuler des processus cognitifs plus complexes. Ainsi il deviendra possible d'utiliser cette approche pour généraliser l'extraction des objets et

enrichir la construction et l'exploitation d'une information symbolique. Ceci pourrait contribuer à améliorer la qualité de l'utilisation des Systèmes d'Information Géographique. Une autre application serait la comparaison d'images par appariement de leur graphe, avec en perspective la recherche d'images à partir d'images-exemples.

Une autre perspective méthodologique plus générale qui se dégage maintenant est l'analyse de l'interaction qui pourrait exister au cours du processus de segmentation entre les résultats obtenus à un stade donné et la paramétrisation du traitement en fonction d'une pré-connaissance incomplète des informations recherchées. En effet, l'expérience montre que les raisonnements d'interprétation sur images sont rarement complets compte tenu de la complexité d'une formulation analytique. La possibilité de simuler une stratégie d'essais peut donc permettre un aménagement itératif de la paramétrisation au cours d'une reprise en amont du processus. Cette approche d'utilisation d'un processus hybride avec une boucle de rétro-action permettant d'intervenir au cours du mécanisme de description en objets est sans doute une direction intéressante à étudier puisqu'elle se situerait comme une démarche intermédiaire entre perception-description et raisonnement-interprétation.

Références

Angulo, J. (2003) Morphologie mathématique et indexation d'images couleur. Application à la microscopie en biomédecine. Thèse de Doctorat. École Nationale Supérieure des Mines de Paris.

Amous, I., Jedidi, A., Sèdes, F. (2002) A contribution to multimedia document modeling and organizing. 8th International Conference on Object Oriented Information Systems, OOIS'02, Sept. Springer LNCS n° 2425, p. 434-444.

Baatz, M., Shape, A. (2000) Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale segmentation. Applied Geographical Data Processing, p. 12-23.

Bertolino, P. (1995) Contribution des pyramides irrégulières en segmentation d'images multirésolution. Thèse, Laboratoire TIMC-Institut IMAG.

Calcinelli, D., Mainguenaud, M. (1994) Cigales, a Visual Query Language for a Geographical Information System: the User Interface, Journal of Visual Languages and Computing, vol. 5 p. 113-132.

Campbell, N., Thomas, B. (1997) Automatic segmentation and classification of outdoor images using neural networks. International Journal of Neural systems, 8(1) :137– 144.

Canny, J. (1986) A computational approach to edge detection. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, p. 769–786.

Chassery, J., Montanvert, A. (1991) Géométrie discrète en analyse d'images, Ed. Hermès.

Cheng, W. J. (2001) Color image segmentation: advances and prospects. Pattern Recognition, Vol. 34, p. 2259-2281.

Chrisment, C., Sèdes, F. (2002) Multimedia Mining, A. Highway to Intelligent Multimedia Documents. Multimedia Systems and Applications Series, Kluwer Academic Publisher, Vol. 22, ISBN 1-4020-7247-3, 245, Oct.

Cocquerez, J.P., Philipp, S. (1995), Analyse d'images : filtrage et segmentation, Masson.

Deriche, R. (1990) Fast algorithms for low-level vision. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, p. 78–87.

Egenhofer, M. (1989) A formal definition of binary topological relationships. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 367, p. 457-472.

Egenhofer, M. (1996), Spatial-Query-by-Sketch, IEEE Symposium on Visual Languages, Boulder, C., M. Burnett, W. Citrin (eds.), p. 60-67.

Egenhofer, M., Shariff, A. (1998), Metric Details for Natural Language Spatial relations, ACM TOIS, 16(4), p. 295-321.

Flouzat G., Amram O. (1997) Segmentation d'images satellitaires par analyse morphologique spatiale et spectrale, Acta Stereologica, Vol. 16, p. 267-274.

Gong, Y. (1999) Advancing content-based image retrieval by exploiting image colours and regions features, Multimedia Systems, Vol. 7, no 6, p. 449-457, Nov.

Gonzalez, R., Woods, R. (2002) Digital Image Processing, Addison-Wesley.

Horaud, R., Monga, O. (1993) Vision par ordinateur, Ed. Hermès.

Kass, M., Witkin, A., Terzopolous, D. (1998) Snakes: Active contour models. Computer Vision Graphics and Image Processing, p. 321-331.

Lopez-Ornelas E., Flouzat G., Sèdes F. (2004), Feature Extraction from Very High Spatial Resolution Images: towards a unified representation, International Workshop on Image, Video and Audio Retrieval and Mining, Sherbrooke (Canada), 24-25 Oct.

Lopez-Ornelas E. (2005), Segmentation d'images satellitaires à haute résolution spatiale et représentation des connaissances, Doctorat de l'Université Paul Sabatier, 2005.

Ma, W-Y., Majunath, B. (1999) NeTra: A toolbox for navigating large image databases, Multimedia Systems, Vol. 7(3), May, p. 184-198.

Marion, A. (1987) Introduction aux techniques de traitement d'images, Ed. Eyrolles.

Martinez, J. (2002) Overview of MPEG-7 Description tools. IEEE Multimedia. Vol. 9(3), p. 83-93.

Mohhaddamzadeh, A., Burbakis, N. (1997) A fuzzy region growing approach for segmentation color images. Pattern Recognition, Vol. 30, p. 867-881.

Ong, S.H., Yeo, N.C., Lee, K.H., Venkatesh, Y.V., Cao, D.M. (2002) Segmentation of color images using a two-stage self-organizing network. Image and Vision Computing, Vol. 20, p. 279-289.

Otsu, N. (1979) A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 9(1) :62–66.

Pal, N.R, Pal, S. K. (1993) A review on image segmentation techniques. Pattern Recognition, Vol. 29, p. 1277-1294.

Pelleg, D., Moore, A. (2000) X-means: Extending K-means with efficient estimation of the number of clusters. In Proc. 17th International Conf. on Machine Learning, p. 727-734. Morgan Kaufmann, San Francisco, CA.

Picard, R., Minka, T. (1995) Vision Texture for Annotation, Multimedia Systems, Vol. 3(3), p. 3-14.

Serra, J. (1982) Image Analysis and Mathematical Morphology, Academic Press, London.

Shen, J, Castan, S. (1992). An optimal linear operator for step edge detection. CVGIP, Graphics Models and Image Processing, p. 112–133.

Smith, J. R., Chang, S-F. (1999) Integrated spatial and feature image query, Multimedia Systems Vol. 7(2), March, p. 129-140.

Vakali, A., Hacid, M., Elmagarmid, A. (2004) MPEG-7 based description schemes for multi-level video content classification, Image and Vision Computing, Vol. 22, p. 367-378.

Vincent, L. (1989) Graphs and mathematical morphology. Signal Processing, Vol. 16, p. 365-388.

Vincent, L., Soille, P. (1991) Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm based on Immersion simulations. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, p. 583-598.

Wang, J., Li, J., Gray, R., Wiederhold, G.(2001). Unsupervised multiresolution segmentation for images with low depth of field. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(1).

Zanoguera, M. (2001) Segmentation interactive d'images fixes et de séquences vidéo basée sur des hiérarchies de partition. Thèse de Doctorat. École Nationale Supérieure des Mines de Paris.

Zerubia, J. Chellepa, R. (1990). Mean field annealing for edge detection and image restoration. In Proc. EUSIPCO, Barcelone, Espagne.

Zucker, S. (1976) Region growing: childhood and adolescence, Computer Graphics and Image Processing, Vol. 5, p. 382-399.

Annexe 1. Liste des abréviations utilisées.

I	Image
P_r	Prédicat de segmentation
r_i	Région
R_n	Ensemble de régions
$P_{(x,y)}$	Pixels de l'image I
$P=\{p_i\}$	Sommets du graphe
$A=\{a_i\}$	Arcs du graphe
N_E	Voisins associés au sommet du graphe
G_{Bin}	Graphe Binaire
G	Graphe Décimal
LPE	Ligne de Partage des Eaux
T	Treillis
M_i	Majorant et Minorant du Treillis
$Vor(p)$	Cellule de Voronoï associée au sommet p
$DT(p)$	Triangulation de Delaunay de p
$val(p)$	Valeur radiométrique de p
$Surf(p)$	Surface du polygone iso-photométrique
$Per(r_i)$	Périmètre de la région r_i
Per_{int}	Périmètre intérieur
Per_{ext}	Périmètre extérieur
$Comp(r_i)$	Compacité de la région r_i
$Card(r_i)$	Cardinalité de la région r_i
$Card(r_{iB})$	Cardinalité d'ouverture r_i
$Card(r_i^B)$	Cardinalité de fermeture r_i
REM	Rectangle Englobant Minimal
$grav$	Centre de gravité
$fmoy$	Valeur radiométrique moyenne de r_i
$D(G)$	Dilatation du graphe G
$E(G)$	Érosion du graphe G
$O(G)$	Ouverture du graphe G
$F(G)$	Fermeture du graphe G
B	Élément structurant
$\{C\}$	Ensemble des caractéristiques extraites
$L=\{l_1...l_n\}$	Couches d'information
$\{\alpha\}$	Ensemble d'attributs (descripteur)
$\{v\}$	Ensemble des valeurs du descripteur
q	Requête
C_q	Conditions de la requête q

Annexe 2. Exemple de descripteur.

```
<?xml version="1.0" encoding ="UTF81.0" standalone = "yes"?>
<image>
   <objet id = "0" >
      <fmoy> 75 </fmoy> <surf> 637 </surf>
      <pér-ext> 231 </pér-ext> <pér-int> 224 </pér-int>
      <pér> 227 </pér> <card_ouverture> 637 </card_ouverture>
      <card_ferm> 638 </card_ferm> <comp> 0.99843 </comp>
      <voisin numero = "8" >
         <topologie> inside </topologie> <angle> 330.90 </angle>
         <distance> 114 </distance> <long_contact> 231
         </long_contact>
      </voisin>
      <REM>
         <Xmin> 63 </Xmin> <Xmax> 119 </Xmax>
         <Ymin> 131 </Ymin> <Ymax> 160 </Ymax>
         <Xcentre> 91 </Xcentre> <Ycentre> 146 </Ycentre>
      </REM>
    </objet>

    <objet id = "8" >
       :
    </objet>
       :
</image>
```

Annexe 3. Exemple de requête XQuery.

"Afficher les maisons au sud-ouest de CETTE maison[1], à moins de 200 m, avec une surface comprise entre 50 et 450 m²"

```
for $im in document(«Images.xml»)/image/object
let $ima :=document(«Images.xml»)/image/object/[@id=n]
let $gima :=grav($ima)
let $gim :=grav($im)
let $d :=dist($gima, $gim)
let $a :=angle($gima, $gim)
where ($im/fmoy > 220 and $im/fmoy < 250) and
          ($im/surf > 50 and $im/surf < 450) and ($d < 200) and
          ($a > 180) and ($a < 270)
return
      <object id={$im/@id}>
      </object>
```

[1] Cette requête fait intervenir l'opérateur de clippage qui détermine l'identifiant *n* de l'objet pointé.