Télédétection, 2003, vol. 3, n° 2-3-4, p. 311–322
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2003 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*
Imprimé en France

ANALYSE COMPARATIVE DE LA CLASSIFICATION CONTEXTUELLE ET DU MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE : SYNTHÈSE ET CAS D'ÉTUDE

RÉGIS CALOZ *,1 et ABRAM POINTET[2]

Faculté de l'environnement naturel, architectural et construit
Laboratoire de systèmes d'information géographique
École polytechnique fédérale de Lausanne
CH – 10015 Lausanne, Suisse.
Téléphone : +41 21 693 57 82 ; télécopieur : +41 21 693 57 90
Courriel (1,2) : regis.caloz@epfl.ch ; abram.pointet@epfl.ch

(soumis le 2 janvier 2002 ; révisé le 21 mai 2002 ; accepté le 3 mars 2003)

Les images à très haute résolution se caractérisent par une variance locale élevée, rendant peu efficaces les classificateurs conventionnels tels que le maximum de vraisemblance. Les classificateurs dits contextuels paraissent mieux adaptés au traitement de ce type d'images. Dans cet article, on présente une revue des principes de la classification contextuelle et, par une classification d'une image aérienne, une illustration des comportements respectifs des classificateurs de maximum de vraisemblance et de « croissance de région » (logiciel eCognition). L'image aérienne utilisée, d'une résolution spatiale de 0,5 m, contient des classes d'occupation du sol réputées pour présenter des signatures spectrales peu disjointes. Le comportement respectif des deux classificateurs est bien mis en évidence, notamment l'avantage offert par le classificateur contextuel d'imposer, pour l'agrégation de nouveaux pixels, la double condition d'une contiguïté spatiale et d'une similarité spectrale.

Mots-clefs : *Classification ; classification contextuelle ; croissance de région ; maximum de vraisemblance.*

COMPARISON BETWEEN CONTEXTUAL AND MAXIMUM LIKELIHOOD CLASSIFICATION METHODE : SYNTHESIS AND CASE STUDY

Very high resolution images are caracterized by a high local variance, restricting the efficiency of common classification approaches such as maximum likelihood.
Contextual classification offers better capabilities for the treatment of this kind of images.
This article summaries the contextual classification principles and presents an example of region growth classification using the software eCognition. The aerial image used in the case study shows land cover classes known to have overlapping and mixed spectral signatures. The proper behaviour of both classification approaches is highlighted. The primer advantage of contextual classification is to enforce the double condition of spatial adjacency and spectral similarity.

Keywords : Classification ; contextual ;classification ; region growing ; image segmentation ; maximum likelihood.

1. INTRODUCTION

L'extraction de l'occupation du sol ou de paramètres biophysiques à partir d'images de télédétection par classification est réalisée par des classificateurs n'exploitant que la dimension spectrale par l'intermédiaire de la distance spectrale et du critère de décision. Cette approche s'est avérée suffisante pour les images de résolutions haute et moyenne (> 10 m). Elle ne l'est plus dans de nombreuses situations pour le traitement d'images satellitaires et aériennes à très haute résolution. Cette situation produit des signatures spectrales trop peu disjointes pour jouer leur rôle discriminant. Des solutions sont apportées par les algorithmes dits contextuels dont celui de « croissance de région ». Leur approche, exigeant la contiguïté spatiale lors de l'agrégation d'un nouveau pixel, est mieux adaptée aux traitements des nouvelles images et aux objectifs qui leur sont associés.

La grande majorité des logiciels commerciaux de traitement d'image de télédétection n'offrent pas, à ce jour, ce type de fonctions contrairement à ceux

* Correspondant principal

développés pour d'autres domaines, notamment pour celui de l'imagerie médicale. De surcroît, les classifications dirigées conventionnelles sont basées sur l'existence d'une signature spectrale unique pour chaque catégorie thématique. Or, pour des raisons climatiques, d'aptitudes des sols et du relief, il est fréquent d'observer qu'une catégorie thématique donnée se présente avec des propriétés spectrales différentes d'un endroit à un autre sur le site d'étude. Pour contourner cette difficulté, on préconise de définir de nouvelles catégories thématiques, jusqu'à ce que la correspondance avec les classes spectrales apparaisse satisfaisante, et de fusionner ensuite les sous-catégories ainsi créées lors de l'étape de généralisation définitive (Mather, 1999). La décomposition du site d'étude en zones plus homogènes en référence aux propriétés spectrales du sol et de sa couverture correspond, au demeurant, à une prise en compte plus marquée de la dimension spatiale. Ne conviendrait-il pas alors d'intégrer celle-ci plus tôt dans la procédure de classification en introduisant une contrainte spatiale pour l'affectation d'un pixel à une classe ? Le pixel n'est admis à la classe, par exemple, qu'à la double condition que sa distance spectrale soit inférieure à un seuil donné et qu'il soit adjacent. L'introduction du voisinage classe la procédure dans la catégorie de classification dite contextuelle. Cette approche n'est en réalité pas nouvelle. Elle est déjà apparue en fin des années 1970 dans la littérature spécialisée en traitements d'image. Curieusement, la grande majorité des logiciels commerciaux de traitements d'images de télédétection ne l'ont pas intégrée de sorte que le nombre d'articles dans le domaine de la télédétection est demeuré modeste (Arbia, 1999) en comparaison avec ceux publiés en imagerie médicale et en reconnaissance de forme. Ce constat se vérifie par la proportion d'articles par domaine que nous renvoie un moteur de recherche tel que Science Direct ou Xplore.

L'objectif de cet article est donc d'attirer l'attention des analystes en traitement d'images de télédétection des ressources terrestres sur la nature et le potentiel des classificateurs contextuels, plus particulièrement sur le concept de croissance de région. À cette fin, dans la première partie de notre article, nous présentons une analyse comparative des procédures de classification basée sur une revue bibliographique. Puis, dans une deuxième partie, nous mettons en évidence les comportements respectifs de deux classificateurs, le maximum de vraisemblance et eCognition, produit par la firme allemande Definiens (eCognition, 2001), qui a été, à notre connaissance, le premier logiciel commercialisé basé sur le concept de croissance de région. Une analyse comparative des méthodes et des résultats est ensuite établie.

2. ZONAGE DE L'IMAGE PAR CLASSIFICATION

2.1. Quelques repères théoriques

L'objectif de cette partie est de formuler, de manière très synthétique, les repères permettant de catégoriser les différentes approches de classification. La classification s'inscrit dans un processus de *généralisation* (Cocquerez, 1995) des informations contenues dans l'image, trop complexes pour être interprétées individuellement. Les pixels sont regroupés pour former des classes spectrales que l'analyste d'image de télédétection interprète en catégories d'occupation du sol ou en classes d'un indice biophysique, en d'autres termes en classes thématiques. Il existe de nombreuses manières ou procédures pour transformer l'information spectrale en informations exploitables thématiquement. Différents critères peuvent être invoqués pour classer ces procédures. Ceux qui sont adoptés ici sont orientés par le propos de notre article.

2.1.1. Approche globale – approche locale

Dans cette approche, on considère la portée de l'algorithme utilisé sur l'image. L'approche est dite *globale*, si l'image ou le site d'intérêt sont considérés dans leur ensemble. L'algorithme s'applique partout, indépendamment de la localisation des pixels, seule la dimension spectrale est ainsi prise en compte. Les classificateurs conventionnels appartiennent à cette catégorie. L'approche est dénommée *locale* lorsque le traitement porte sur une portion restreinte de l'image telles une sous-image, une petite région ou encore une fenêtre glissante. Le zonage définitif de l'image est le résultat de plusieurs étapes d'agrégation. Les classificateurs qui s'y rattachent sont dits *contextuels* parce qu'ils prennent en compte le voisinage immédiat du pixel ou de la région pour décider de l'agrégation. Dans ce sens, ils exploitent simultanément les dimensions spatiales et spectrales.

2.1.2. Classification dirigée – non dirigée

Dans cette approche, on considère l'étape à laquelle on insère l'information thématique. Ces deux méthodes sont les plus fréquemment évoquées en traitement d'image de télédétection. Les classifications *non dirigée* et *dirigée* diffèrent l'une de l'autre par la séquence de la procédure que choisit l'analyste pour insérer l'information thématique. Lors d'une classification non dirigée, les pixels sont regroupés, en référence à leur ressemblance, en classes spectrales, puis celles-ci

sont interprétées en catégories d'occupation du sol. La classification dirigée procède par une démarche inverse : les classes thématiques sont définies en premier lieu, puis, par extraction de leurs signatures spectrales respectives, on détermine les propriétés de classes spectrales auxquelles seront affectés les pixels.

2.1.3. Approche région – approche frontière ou contour

Dans cette approche, on considère la manière avec laquelle sont formées les régions. L'*approche région* part d'un pixel sélectionné comme *germe* auquel on agrège de proche en proche ses voisins si, notamment, la distance spectrale est inférieure à un seuil fixé. La fusion est admise sous le critère de *similarité*. Le processus peut s'appliquer également pour des régions voisines possédant une propriété commune. L'extraction de *contour* se base, au contraire, sur un critère de *dissimilarité* (Tilton, 1998). En effet, un contour apparaît lorsqu'une suite de pixels contigus présente un fort gradient de luminance avec les pixels voisins. Si le contour est fermé, les pixels intérieurs forment alors une région. La région et son contour constituent une relation duale. Toute région est limitée par un contour et tout contour fermé forme une région.

2.2. Approche contextuelle

L'intérêt de la classification contextuelle réside dans le grand nombre d'approches et de méthodes possibles permettant de s'adapter de manière plus optimale aux situations présentées par la classification d'image satellitaire. Elles sont particulièrement adaptées pour le zonage d'images complexes (Cramariuc,1997). Notons que les responsabilités de l'analyste s'en trouvent accrues. Quelques communications apparaissent comme fondatrices de cette approche, notamment celles de Nagao (1979) et de Haralick (1985). La démarche se divise fondamentalement en deux étapes : les *agrégations de bas et de haut niveaux*.

Pour l'agrégation du premier niveau, il s'agit de former de petites régions, considérées comme homogènes, de quelques dizaines à quelques centaines de pixels en fonction du degré d'hétérogénéité de l'image. L'homogénéité des régions est définie essentiellement en référence à l'information spectrale ou texturale.

Lors de l'agrégation du deuxième niveau, l'extension des régions se poursuit sous un choix beaucoup plus large de critères tout en maintenant la contrainte d'adjacence : tout indicateur statistique susceptible d'être établi sur les régions initiales, indices spectraux, indices de texture, indices de forme. L'étiquetage thématique n'intervient qu'au moment ou la partition de l'image apparaît interprétable en référence aux finalités posées par l'analyste. À son tour, l'information thématique peut devenir un critère de fusion. Le traitement d'image proprement dit s'étend ainsi à des processus d'analyse spatiale.

L'approche contextuelle présente un grand avantage dans la mesure où il n'est pas nécessaire de définir a priori les relations entre classes spectrales et classes thématiques. Le processus d'agrégation est contrôlé à chaque étape, l'analyste dispose donc de moyens de le faire évoluer dans le sens le plus conforme aux objectifs. Des classes sans intérêts sont regroupées; pour d'autres, au contraire, les critères d'agrégation sont fixés pour conserver le maximum de capacité discriminante. La démarche paraît simple dans son principe, sa mise en œuvre est cependant complexe. La panoplie des méthodes disponibles laisse un grand choix à l'analyste certes, mais complique sa tâche dans la mesure où les algorithmes choisis ont une forte influence sur les résultats finaux. Nous en présentons une brève revue de la littérature à ce propos. Le lecteur intéressé trouve une approche approfondie dans Cocquerez (1995) et dans Sonka (1998).

3. PRINCIPALES TECHNIQUES DU ZONAGE PAR CLASSIFICATEURS CONTEXTUELS

3.1. Agrégation de bas niveau

Les petites régions formées à l'opération de bas niveau proviennent soit de l'approche région, soit de l'approche frontière. Pour l'une ou l'autre, l'analyste dispose de nombreuses techniques. Le premier choix concerne l'image de départ. Faut-il appliquer les algorithmes sur l'image originale ou faire subir à cette image un pré-traitement pour rendre l'étape suivante plus efficace (Bader, 1996) ? En fonction du type d'image et du domaine, l'image de départ peut être une image monobande ou multibande, une image couleur dans l'espace ITS (intensité, teinte et saturation) (Fan, 2001 ; Colantoni, 1997), une image en composantes principales, une image gradient obtenue notamment par l'application d'un filtre de Sobel ou une image texturale (Bandera, 2001). Les solutions mixtes sont également admises, par exemple une image gradient extraite d'une transformée en composantes principales (image décorrélée).

3.1.1. Approche région

Au départ de l'approche région, nous devons déterminer les pixels auxquels seront agrégés les voisins remplissant la condition de similarité fixée, c'est-à-dire les germes (section 2.1). C'est une opération sensible du processus. Cinq méthodes sont proposées (Yu, 1999) : fenêtre glissante sans chevauchement, semis de pixels tirés aléatoirement,

classification hiérarchique ascendante, méthode dite de bassin versant et segmentation de l'histogramme par seuillage.

Dans la méthode par fenêtre glissante sans chevauchement, l'image est segmentée en fenêtres de tailles fixes. Le germe est ensuite défini au sein de chacune d'elles en fonction d'une propriété choisie : luminance minimale, indice de texture, luminance moyenne, *etc.*

La méthode par semis de pixels tirés aléatoirement est une méthode itérative. Au premier jeu de pixels, on agrège les pixels adjacents remplissant la condition de similarité fixée. S'il subsiste des pixels non classés, on procède à un nouveau tirage. L'opération est répétée jusqu'à ce que tous les pixels soient affectés à une région (Hojjatoleslami, 1998).

La méthode de classification hiérarchique ascendante est une approche similaire à celle exploitée en classification non dirigée. On ajoute simplement la contrainte d'adjacence. Au départ, chaque pixel est un germe. L'agrégation s'interrompt lorsque les seuils des distances spectrale et spatiale sont atteints ou que le pixel est déjà attribué à une autre région.

La méthode dite de bassin versant est une méthode présente dans la majorité des techniques publiées. Elle a été proposée par Vincent et Soille (1991) pour la détermination de bassins versants hydrographiques à l'aide d'un modèle numérique d'altitude. Si les luminances remplacent les altitudes, l'image devient une surface pareille à un relief. Les germes sont choisis partout où il y a un point bas : exutoires ou fonds de « cuvette » s'il s'agit des altitudes. Les régions sont ensuite formées sous le double critère d'adjacence et de similarité spectrale; elle est interrompue par les seuils fixés aux distances spectrale et spatiale (Cramariuc, 1997). L'algorithme est appliqué sur l'image gradient produite par un filtre de Sobel plutôt que sur l'image originale.

Enfin, la méthode de segmentation de l'histogramme par seuillage représente toutes les méthodes consistant à rechercher des classes en segmentant l'histogramme aux endroits susceptibles de représenter une transition de classes (Coster, 2001).

3.1.2. Approche frontière

Se fondant sur la dissimilarité présentée par les pixels de contour par rapport à ces voisins, cette technique détermine les lignes de structure de l'image (Inampudi, 1999). Divers traitements puisés dans les méthodes propres à l'analyse morphologique sont souvent nécessaires pour obtenir des contours fermés. Pour des raisons évidentes, les algorithmes s'appliquent avec plus de succès sur des images gradient obtenues, par exemple par l'application d'un filtre de Sobel. L'approche frontière est particulièrement appropriée pour l'extraction d'objets aux formes géométriques connues, tels les immeubles d'habitation et les routes. Malgré la simplicité apparente des formes, les procédures d'extraction restent complexes. Guindon (1997, 2000, 2001) et Mayer (1999) présentent une analyse approfondie des problèmes rencontrés et proposent des procédures basées sur une compréhension de la perception humaine, notamment la capacité de regrouper des objets pour en tirer une signification ; par exemple, un objet relié a une route revêt une forte probabilité d'être une maison d'habitation). Les procédures intègrent des extractions automatiques et une base de connaissances.

3.1.3 Approche descendante

Une autre approche, dite descendante, consiste à partitionner l'image en polygones de Voronoï ou en tétrarbre. La segmentation est interrompue lorsque chaque région formée peut être considérée comme homogène en référence à la variable fixée (luminance ou texture) (Ahuja, 1985 ; Chassery, 1991). D'autres auteurs (Cufi, 2000 ; Bhalerao, 2001) proposent une approche mixte région-frontière pour éviter l'écueil du choix de germes.

3.2. Agrégation de haut niveau

Les régions produites en première étape contiennent suffisamment de pixels pour permettre le calcul de paramètres statistiques tels la variance, les indices de texture, la corrélation d'histogramme. Il devient possible de poser également des conditions sur la forme des régions que l'on souhaite obtenir. L'accès à ces paramètres statistiques accroît le nombre de leviers de commande à disposition de l'analyste, lui permettant ainsi de mieux orienter les regroupements en fonction des objectifs visés. Par exemple, si le parcellaire est le thème d'intérêt, il choisira les paramètres qui favorisent la création de formes rectangulaires ; au contraire, pour un milieu naturel, les instructions donneront la préférence à des formes arrondies. Le processus d'agrégation s'interrompt lorsque toute l'image est classée ou sous l'action d'un test d'arrêt fixé par l'analyste. L'information thématique n'est en principe insérée qu'en fin de traitement.

Cependant, les connaissances préalables que possède l'analyste, ainsi que l'objectif qu'il poursuit, ont orienté ses choix dans les étapes antérieures, notamment pour le nombre de classes et l'arrêt des fusions de régions. Notons que les agrégations aux deux niveaux peuvent recourir à des approches

markoviennes (El Ghouat, 2000) s'il existe une structure décelable (texture) ou au maximum de vraisemblance pour minimiser l'erreur de fusion (Guo and Ma, 2000). Sur le tableau 1, on dresse un inventaire des méthodes associées aux deux niveaux.

Au terme du premier niveau d'agrégation, l'image est fragmentée en de nombreuses petites régions comme l'illustre l'image b) de la figure 3 produite par le logiciel eCognition (eCognition, 1995).

TABLEAU 1 Procédure de la croissance de région par approche ascendante. *Region by upward. Region growing by upward approach.*

Phase	**Fonctions**
1. Sélection des germes	Fenêtre glissante sans chevauchement Semis aléatoire « Bassin versant » Autres
2. Agrégation de bas niveau – Création de petites régions Agrégation de pixels adjacents sous la double condition de seuils fixés respectivement pour les distances spectrale et spatiale	Distance spectrale Différentiel d'indice Structure markovienne
Résultats : fragmentation de l'image en petites régions	Seuillage d'histogrammes Extraction de contours Segmentation en polygones de Voronoï Segmentation en tétraarbre
3. Agrégation de haut niveau Agrégation de régions adjacentes présentant une similitude en référence à un paramètre fixé	Distance spectrale Corrélation d'histogrammes Variance Paramètres statistiques Analyse morphologique Autres

4. CLASSIFICATION D'UNE IMAGE AERIENNE A TRES HAUTE RESOLUTION

4.1. Méthodes de classification utilisées

L'étude porte sur une image aérienne numérisée. Le zonage de l'image est opéré par le classificateur de maximum de vraisemblance, le plus utilisé en image de télédétection, et par la technique de croissance de région proposée par le logiciel eCognition. Notre objectif est ici d'ordre didactique. Il s'agit d'illustrer, au moyen d'un exemple simple, les comportements respectifs des deux classificateurs. Notons qu'il n'est pas dans notre propos d'examiner de manière systématique les performances du logiciel, ni d'analyser la sensibilité de tous les paramètres intervenant dans une procédure de croissance de région, ni de proposer une méthode de classification d'une catégorie particulière d'occupation du sol. L'image choisie est petite par rapport à la zone géographique couverte et sa haute résolution spatiale lui confère tout de même une taille en nombre de pixels respectable, ce qui permet d'identifier visuellement les classes thématiques retenues.

4.2. Caractéristiques de l'image test

L'image utilisée est une image aérienne couleur numérisée en trois bandes spectrales de type RVB. Sa résolution spatiale est de 0,5 m. Elle est de petite taille : 679 × 679 pixels. Ces caractéristiques nous placent à la limite des conditions pour la reconnaissance d'objets tout en mettant bien en évidence l'hétérogénéité spectrale due principalement au bruit présent dans la plupart des images à très haute résolution spatiale.

L'image recouvre une région de faible étendue. Cette option permet de mettre mieux en évidence le comportement du classificateur par croissance de région surtout pour sa capacité de respecter les contours des zones. Les classes thématiques que nous avons retenues pour le zonage de l'image sont : forêt, route et chemin, bâti, verger, terre ouverte, blé mûr, prairie. Les catégories prairie, bâti et verger sont réputées pour présenter des signatures mixtes et chevauchantes.

4.3. Classification par maximum de vraisemblance

La classification est réalisée à l'aide du logiciel ERDAS-Imagine. Sur la figure 1, on présente les trois phases caractéristiques d'une classification par maximum de vraisemblance. L'objectif étant de comparer le comportement des deux types de classificateurs, nous n'avons pas défini de zones test. La statistique des signatures est calculée sur la première composante principale. Celle-ci, porteuse de plus du 90 % de l'information, est jugée représentative pour l'analyse du pouvoir discriminant de chaque signature.

Dans la première phase (figure 1a), on présente une imagette de l'image aérienne originale, de résolution spatiale de 0,5 m, d'une taille de 679 × 679 pixels et de couleur RVB. L'imagette est de petite taille pour mieux mettre en évidence le comportement des classificateurs.

Dans la deuxième phase (figure 1b), on présente des zones d'entraînement qui sont relativement étendues par rapport à la taille de l'image de manière à produire des signatures bien représentatives de chaque classe. Les statistiques sont présentées sur le tableau 2.

Dans la troisième phase (figure 1c), on présente le résultat de la classification par maximum de vraisemblance. La forêt apparaît bien classée. Les vergers passent pratiquement inaperçus du fait de l'hétérogénéité de la classe. L'algorithme a affecté les arbres à la forêt et le sol à la classe de la prairie, conformément à la logique du maximum de vraisemblance, dans la mesure où chaque arbre contient suffisamment de pixels pour former une classe. L'échantillonnage de la classe des routes et des chemins est sévère par rapport à la diversité des surfaces de chaussée. Une signature plus étendue aurait entraîné des confusions avec le bâti.

Les statistiques ainsi que les relations mises en évidence à la figure 2 révèlent des signatures en chevauchement dans plusieurs cas. Ce fait laisse présager d'un taux de confusion élevé lors de la classification. La matrice de confusion relative à la classification par maximum de ressemblance (tableau 3 et 4) le confirme.

4.4. Classification par croissance de région à l'aide du logiciel eCognition

Le logiciel eCognition offre trois paramètres d'ajustement accessibles à l'analyste. Le premier, nommé *facteur d'échelle* contrôle simultanément les seuils d'agrégation fixés pour la distance spectrale et spatiale. La pondération entre les deux variables est interne au logiciel. Le paramètre *couleur-forme* permet d'ajuster le poids accordé soit à la dimension spectrale, soit à la forme de la région. Un troisième paramètre, *rugosité–compacité*, contrôle la sinuosité des lignes de contour ainsi que la forme des régions. Par exemple, une rugosité faible favorise les formes plus géométriques.

Le zonage est réalisé par étapes. Pour mettre en évidence les évolutions, nous avons choisi de les réaliser en deux phases. Les images successives ainsi que les commentaires sont présentés en parallèle aux images. L'étiquetage ou l'insertion de l'information thématique intervient lorsque l'analyste juge que les unités définies par le classificateur sont de taille suffisante pour une interprétation thématique et que les frontières sont respectées. L'affectation est réalisée par les algorithmes conventionnels. Dans le cas présent, nous avons appliqué simplement l'algorithme de distance minimale. Cette opération est appliquée à l'état d'agrégation représentée sur l'image de la figure 3c.

5. ANALYSE ET DISCUSSION

5.1 Analyse quantitative

Sur la figure 4, on met en évidence les différences entre les deux modes de classification par soustraction des deux images classées des figures 3c et 3d. Sur cette image de la soustraction des deux résultats de la classification, les divergences apparaissent en noir. Elles proviennent en majorité du report de la classe des vergers sur les classes de la forêt (33 %) et de la prairie (46 %).

Bien que la taille réduite de l'image et le nombre restreint de régions obtenues en fin de traitements réduisent la signification statistique de l'analyse quantitative des résultats, nous avons tout de même calculé la matrice de confusion sur les zones d'entraînement. Elle offre un point de vue plus détaillé sur le comportement des classificateurs.

L'indice Kappa reflète la situation par une valeur nettement plus élevée pour l'approche contextuelle.

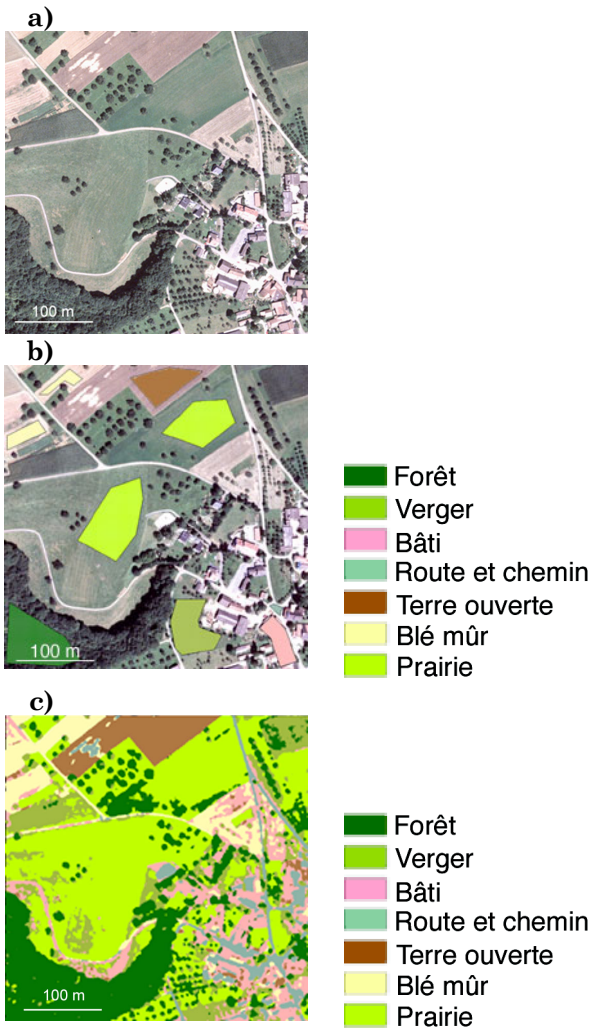


FIGURE 1 Classification par maximum de vraisemblance. a) Imagette de l'image aérienne originale. b) Zones d'entraînement. c) Classification par maximum de vraisemblance. *Maximum likelihood classification. a) Imagette of original aerial image. b) Training areas. c) Maximum likehood classification.*

TABLEAU 2 Statistiques des signatures spectrales calculées sur la première composante principale. *Statictics of spectral signature based on the first principal component.*

	Nombre de pixels	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart type
Forêt	14 197	6	204	75	33
Verger	9 297	6	199	104	37
Bâti	4 376	8	249	176	55
Route et chemin	533	182	249	248	3
Champ 1	7 122	89	224	151	16
Champ 2	4 486	124	249	203	18
Prairie	26 675	61	200	127	16

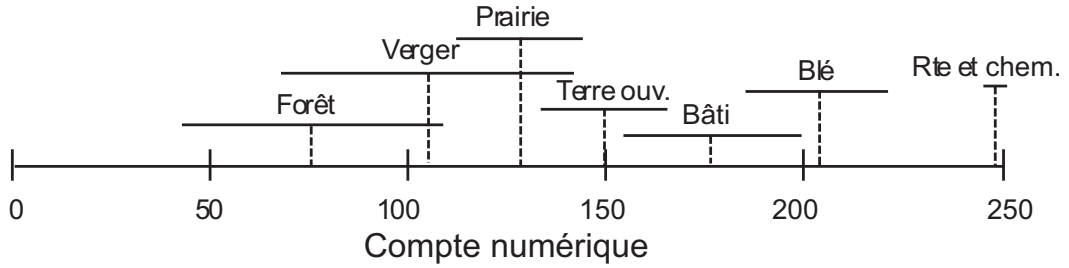


FIGURE 2 Relation entre les signatures spectrales. *Spectral signatures relation.*

TABLEAU 3 Matrice de confusion de la classification par maximum de vraisemblance. *Matrix of misclassification by maximum likelihood.*

Classe	Forêt	Verger	Bâti	Route	Champ 1	Champ 2	Prairie	Marge 1
Forêt	13 618	3 015	77	0	0	0	0	16 710
Verger	85	1 954	133	0	0	0	19	2 191
Bâti	0	4	2603	0	0	8	0	2 615
Route	0	0	588	368	0	0	0	956
Champ 1	0	0	480	0	6 955	0	0	7 435
Champ 2	0	0	394	0	0	4 283	0	4 677
Prairie	256	4 151	0	0	0	0	26 260	30 677
Marge 2	13 959	9 134	4 275	368	6 955	4 291	26 279	65 261

Indice Kappa : 0,81

TABLEAU 4 Matrice de confusion de la classification par croissance de région calculée sur les résultats obtenus par la classification du logiciel eCognition. *Matrix of misclassification by region growth – results based on the use of eCognition software*

Classe	Forêt	Verger	Bâti	Route	Champ 1	Champ 2	Prairie	Marge 1
Forêt	13 959	193	221	0	0	0	0	14 373
Verger	0	8 941	446	0	0	0	19	9 387
Bâti	0	0	3 608	0	0	8	0	3 608
Route	0	0	0	368	0	0	0	368
Champ 1	0	0	0	0	6 955	0	0	6 955
Champ 2	0	0	0	0	0	4 291	0	4 291
Prairie	0	0	0	0	0	0	26 279	26 279
Marge 2	13 959	9 134	4 275	368	6 955	4 291	26 279	65 261

Indice Kappa : 0,98



FIGURE 3 Classification contextuelle – première phase. ***a)*** Image gradient obtenue par l'application du filtre de Sobel omnidirectionnel sur la première composante principale de l'image 1a. ***b)*** Illustration du premier niveau de segmentation sur l'image originale. Cette première fragmentation est produite par la technique de « bassin versant » appliquée sur l'image de la figure 3a. Chaque région est considérée spectralement homogène. ***c)*** Deuxième niveau d'agrégation. Valeur des paramètres eCognition : échelle 30 / couleur 0,9 forme 0,1 / rugosité 0,9 compacité 0,1. Le niveau d'agrégation est suffisant pour un étiquetage thématique : les unités sont interprétables et les contours des objets sont respectés. Une nouvelle agrégation risquerait d'absorber des unités de faible étendue spatiale telles les chemins. ***d)*** Classification par interprétation des unités définies à l'image précédente et interprétation selon la clé thématique. Cette clé est reprise des zones d'entraînement définies pour la classification dirigée. L'affectation des classes est réalisée par l'algorithme distance minimum.

(suite de la légende de la FIGURE 3*) Contextual classification – first phase.* **a)** *Gradient image obtained by Sobel omnidirectional filter application on the first principal component of image 1a.* **b)** *Illustration of first level segmentation on the original image. This first segmentation is proceeded by the « watershed method » applied on the image on figure 3a. Every region is cinsidered spectrally homogeneous.* **c)** *Second level segmentation, eCognition parameter value : scale 30/color 0,9 shape 0,1/smothness 0,9 compactness 0,1. The agregation level is adequate for thematic labeling : units are interpretable and the objects contours are respected. A new agregation might absorb small area units like roads.* ***d)*** *Classification by interpretation of the units defined at the preceeding image and interpretation following the thematic key. This key derived from the training areas defined by the supervised classification. The attribution of classes is relised with the minimum distance algorithm.*



FIGURE 4 Mise en évidence des différences par soustraction des images de classification.*Classification differences by image substraction.*

5.2 Analyse et commentaires

Les analyses présentées sur le tableau 5 réunissent les observations visuelles et les déductions que nous pouvons tirer des matrices de confusion.

L'ensemble des résultats confirme la capacité du classificateur de croissance de région de respecter la géométrie des objets. Les bons résultats obtenus dans la détermination de la classe des vergers par eCognition sont significatifs. Cette classe réunit, du point vue spectral, les propriétés des classes de la forêt et de la prairie. Elle est tout de même reconnue grâce à la prise en compte de la dimension spatiale qui « absorbe » les arbres. Le classificateur agit comme un filtre adaptatif modal plus à même d'établir la correspondance entre classe spectrale et classe thématique. Le bâti, peu dense dans le cas étudié, a la réputation d'être mal reconnu par les classificateurs conventionnels. Les résultats le confirment. La classification contextuelle se révèle plus efficace avec un taux de réussite de 84 %.

6. CONCLUSION

Le travail présenté ne constitue pas une étude systématique du rôle de chaque paramètre disponible en cours d'une procédure de classification basée sur l'approche contextuelle. Son objectif est d'attirer l'attention sur la diversité des cheminements à disposition de l'analyste. Néanmoins, l'analyse met bien en évidence les aptitudes d'un logiciel de croissance de région à résoudre les problèmes posés par les images à grande échelle et par des signatures spectrales peu disjointes.

La procédure par croissance de région offre une plus grande souplesse d'utilisation que les autres classificateurs. À chaque étape, l'analyste a la possibilité d'agir sur plusieurs paramètres et d'orienter progressivement les traitements de manière à obtenir les résultats attendus. Cependant, il convient d'être conscient que ce gain d'interactivité rend la procédure de classification plus complexe et engage davantage la responsabilité de l'analyste. Il requiert de sa part plus d'expériences, de compétences que la mise en œuvre des classificateurs basés seulement sur la dimension spectrale (Caloz, 2001).

De ce point de vue, l'avenir du traitement numérique d'images de télédétection se décline moins en termes de choix d'un algorithme mais davantage dans l'élaboration de processus à plusieurs étapes exigeant une interactivité permanente avec l'analyste. La recherche devrait donc porter sur la détermination de marches à suivre spécifiques à des problématiques données. Pour l'algorithmie, elle tirerait profit en s'inspirant davantage des développements en traitements réalisés dans d'autres domaines de l'imagerie.

TABLEAU 5 Analyse comparative des résultats de la classification. *Comparative analysis of classification results.*

Classe	Maximum de vraisemblance	eCognition
Forêt	Les pixels d'entraînement sont bien classés, cependant la classe grossit d'un 20 % par l'ajout de pixels Verger.	Les zones d'entraînement sont correctement classées à 100 %.
Verger	Résultats médiocres. Seulement 25 % des pixels sont correctement classés, près de 50 % sont affectés à la classe Prairie.	Bien classé. Ajout de quelques pixels de la classe Forêt (2 %).
Bâti	51 % est bien classé, le solde est réparti dans toutes les classes à l'exception de la classe Prairie.	Les moins bons résultats sont issus de ce classificateur ; 16 % des pixels sont affectés aux classes Forêt et Verger.
Route et chemin	Les pixels d'entraînement sont bien classés. La classe reçoit par erreur de commission près de 600 pixels de la classe Bâti doublant ainsi sa superficie.	Très bien classé (100 %)
Champ 1	Très bien classé	Très bien classé
Champ 2	Très bien classé	Très bien classé
Prairie	Les pixels d'entraînement sont bien classés. La classe reçoit un fort apport (16 %) de la classe Forêt.	Très bien classé

Références bibliographiques

Ahuja, N., An B. and Schachte, B. (1985) Image representation using Voronoi tesselation. Computer Vision Graphics, Image Processing, vol. 29, p. 286-295.

Arbia, G., Benedetti, R. and Espa, G. (1999) Contextual classification in image analysis : an assessment of accuracy of ICM. Computational Statistics & Data Analysis, vol. 30, p. 443-455.

Bader, D.A., Jaja, J., Harwood, D. et Davis, L.S. (1996) Parralel algorithms for image enhancement and segmentation by region growing with an experimental study. IEEE, International Parralel Processing Symposium '96, Honolulu, p. 414-423.

Bandera, A., Urdiales, C., Arrebola, F. and Sandoval, F. (2001) Scale-dependent hierarchical unsupervised segmentation of textured images. Pattern Recognition Letters, vol. 22, p. 171-181.

Bhalerao, A. and Wilson, R. (2001) Unsupervised image segmentation combining region and boundary estimation. Image and Vision Computing, vol. 19, p. 353-368.

Caloz, R. et Collet, C. (2001) Précis de télédétection ; vol. 3 :Traitements numériques d'images de télédétection, Presses de l'Université du Québec/AUF, Québec, 380 p.

Chassery, J.M. et Melkemi, M. (1991) Diagramme de Voronoï appliqué à la segmentation d'image et à la détection d'événements en imagerie multi-sources. Traitement du signal, vol. 8, n°3, p. 155-164.

Cocquerez, J.-P. et Phillip, S. (1995) Analyse d'images : filtrage et segmentation. Masson, Paris, 453 p.

Colantoni, P. and Laget, B. (1997) Color image segmentation using adjacency graphs. Sixth International Conference on Image Processing and its Applications, IEEE, 14-17 juillet 1997, p. 698-702.

Coster, M. and Chermant, J.-L. (2001) Image analysis and mathematical morhology for civil ingineering materials. Cement & Concrete Composites, vol. 23, p. 133-151.

Cramariuc, B., Gabbouj, M. and Astola, J. (1997) Clusterig based region growing algorithm for color image segmentation. 13th International Conference on Digital Processing Proceedings, 2-4 juillet 1997, IEEE, p. 857-860.

Cufi, X., Muñoz, X., Freixen, J. and Marti, J. (2000) A concurrent region growing algorithm guide by circumscribed contours. 15th International Conference on Pattern Recognition, vol. 1, IEEE, p. 432-435.

eCOGNITION (2001) eCognition - Object based image analysis. User Guide v 2.1, DEFINIENS AG–Rindermarkt 7–80331 München–Germany.

El Ghaouat, M.A., Boucher, J.-M. et Bénié, G.B. (2000) Cartographie forestière des régions de Mamora (Maroc) et de Matagami (Québec) par classification contextuelle basée sur les champs markoviens, Télédétection, vol. 1, p. 259-284.

Fan, J., Yau, D., Elmagarmid, A.and Aref, W. (2001) Automatic image segmentation by integrating color-edge extraction and seeded region growing, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, p. 1454-1466.

Guindon, B. (1997) Computer-Basewd Aerial Image Understanding : A review and Assessment of its Application to Planimetric Information Extraction from Very High Resolution Satellite Images. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 23 , no 1 , p. 38-47.

Guindon, B. (2000) A Framework for the Development and Assessment of Object Recognition Modules for High Resolution Satellite Images. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 26 , n°4, p. 334-348.

Guindon, B. (2001) Application of perceptual Grouping Concepts to the Recognition of Residential Buildings in High resolution Satellite Images. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 27, n°3, p. 264-275.

Guo, G. and Ma, S. (2000) Bayesian learning, global completation and unsupervised image segmentation. Pattern Recognition Letters, vol. 21, p. 107-116.

Haralick, R.M. and Shapiro L. G. (1985) Survey : Image segmentation techniques. Computer Vision Graphics, Image Processing, vol. 29, p. 100-132.

Hojjatoleslami, S.A. and Kittler J. (1998) Region growing : a new approach. IEE Transactions on Image Processing, vol. 7, n°7, p. 1079-1084.

Inampudi, R. and Nmuralikrishna, I.V. (1999) Application of region growing algorithm for classification of IRS multispectral image. IGARSS '99 Proceedings, IEEE 1999 International, p. 1260-1282.

Mather, P.M. (1999) Computer Processing of Remotely-Sensed images. John Wiley and Sons, Chichester, 292 p.

Nagao, M. and Matsuyama, T. (1979) Edge preserving smoothing. Computer Graphics and Image Processing, vol. 9, n°4, p. 394-407.

Sonka, M., Hlavac, V. and Boyle, R. (1998) Image Processing, Analysis and Machine vision. PWS Publishing, New York, 770 p.

Tilton, J.C. (1998) Image segmentation by region growing and spectral clustering with natural convergence criterion. International Geoscience and Remote Sensing Symposium'98, Seattle, p. 1766-1768.

Vincent, L. and Soille, P. (1991) Watersched in digital espaces : An efficient algorithm based on immersion simulation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 13, n°6, p. 583-598

Yu, Y.-W. and Wang, J.-H. (1999) Image segmentation based region growing and edge detection. International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1999, IEEE, vol. 6, p. 798-803.