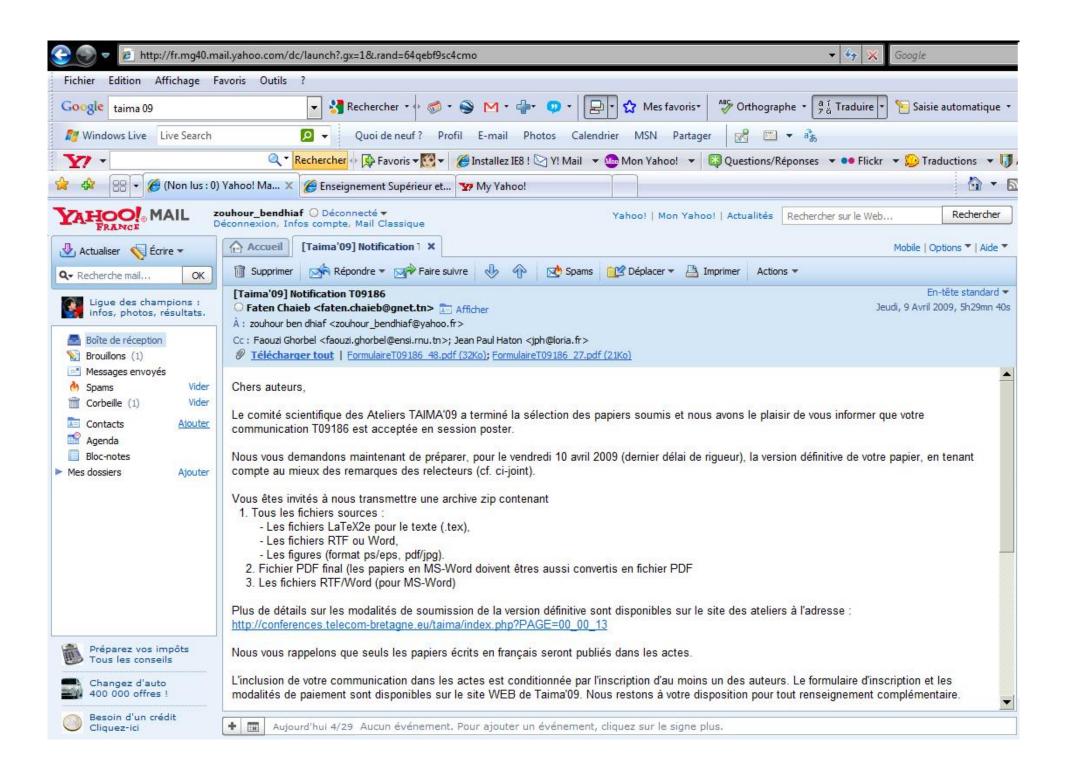






Ben Dhiaf Zouhour SELLAOUTI AYMEN

Système de classification d'images forestières haute résolution basé sur l'intégration des informations et des connaissances structurelles



Système de classification d'images forestières haute résolution basé sur l'intégration des informations et des connaissances structurelles

Zouhour Ben Dhiaf 1 et Aymen Sellaouti 1

¹ Faculté des sciences de Tunis Unité de recherche en Programmation, Algorithmique et Heuristique, 2092 Tunis le Belvédaire-Tunisie {zouhour_bendhiaf, a_sellaouti}@yahoo.fr

Résumé: Cet article présente un système de classification d'images satellitaires forestière haute résolution à l'arbre prés intégrant les informations structurelles représentées par les mesures et les indices de formes et les connaissances structurelles représentées par les relations spatiales. L'apport des informations et des connaissances structurelles est évalué en comparant les résultats d'une première classification texturale avec les résultats obtenus par notre système.

Mots clés : Classification, informations structurelles, connaissances structurelles, indices de formes, images forestières haute résolution.

1. Introduction

Malgré l'abondance des techniques de classification et la diversité des approches qui visent à fournir une cartographie de l'occupation du sol à partir des images satellites, des problèmes persistent pour départager des classes qui ont des caractéristiques radiométriques et texturales assez proches et pour lesquelles nous ne disposons pas d'informations issues d'autres sources. Toutefois, l'analyse visuelle réalisée par un expert du terrain arrive à distinguer entre ces classes confuses et ce à travers les connaissances structurelles dont il dispose. C'est ainsi que le photo-interprète humain s'appui sur la forme géométrique des régions, leurs étendue ainsi que les relations spatiales qui les relient afin de déduire les formations terrestres et les espèces. C'est dans ce cadre que s'intègre cet article dédié à la classification des images forestière à l'arbre près. Pour cela, nous nous basons sur les caractéristiques structurelles des couronnes d'arbres extraites afin de les classifier.

2. Classification structurelle

La classification structurelle permet d'intégrer la notion de structure en incorporant les informations et les connaissances structurelles dans le processus de classification des images. Plusieurs approches ont été utilisées pour intégrer la notion de structure dans le processus de classification, parmi elles, nous citons l'approche par région [2] qui est composée de trois étapes : l'étape de prétraitement qui permet l'obtention des régions qui sont décorées par les attributs structurels en deuxième étape pour finalement procéder à la phase de classification de ces régions. Nous citons aussi l'approche par mise en correspondance des graphes [4] qui procède à l'appariement entre deux graphes, le graphe de donnée qui représente l'image à analyser et le graphe de référence qui représente la référence.

L'approche par modification de régions [10] quant à elle innove par rapport aux autres approches en intégrant l'information structurelle pixel par pixel et non plus par région.

La classification structurelle se base sur les informations et les connaissances structurelles. Ainsi, une information structurelle est tout ensemble de données extraites à partir d'une région et qui concerne sa forme, son aspect géométrique ainsi que les relations spatiales qui la relie avec les autres régions [10]. Nous citons parmi les informations structurelles les mesures tels que l'aire et le périmètre, les indices de formes tels que la circularité ou encore les relations spatiales tels que la relation d'adjacence. D'autre part, une connaissance est une maîtrise intellectuelle acquise par l'apprentissage, la recherche ou l'expérience. Les connaissances structurelles sont des connaissances expertes qui décrivent les classes en utilisant des informations concernant la forme des régions sous l'apparence desquelles les classes se manifestent et les relations spatiales entre ces régions. Les connaissances de ce type sont rarement intégrées pixel par pixel dans le processus de classification. Elles se basent sur l'information structurelle.

3. Extraction des couronnes d'arbres

Dans ce travail, nous nous intéressons particulièrement à la classification des images forestières à l'arbre près. Afin d'extraire les couronnes d'arbres nécessaire à cette classification, nous devons utiliser un algorithme d'extraction de couronnes d'arbres. Nous avons choisi de travailler avec l'algorithme de croissance de régions par mouvement brownien [5]. Ce choix a été effectué après une étude des différentes approches d'extractions de couronnes d'arbres. Trois grandes familles d'approches se distinguent dans la littérature : l'approche objet, l'approche région et l'approche contour. L'approche objet [9] est une approche basée sur le calcul des patrons qui sont des rendus mathématiques qui informent sur l'apparence des arbres de différents formats géométriques et point de vue. L'extraction des couronnes se fait alors en cherchant les occurrences de ces motifs dans l'image. Or nous ne disposons pas des informations nécessaires pour bien définir les motifs. Les approches de segmentation en région ou en contours permettent quant à elles une délinéation des couronnes sans connaissances au préalable sur les couronnes présentes dans l'image.



Figure 1 : Segmentation d'un groupement d'arbres dense (a) image initiale ; (b) résultat de l'application de l'algorithme de croissance de région par mouvement brownien ; (c) résultat de l'application de l'algorithme de suivi des vallées

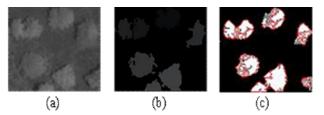


Figure 2 : Segmentation d'un groupement d'arbres épars (a) image initiale ; (b) résultat de l'application de l'algorithme de croissance de région par mouvement brownien ; (c) résultat de l'application de l'algorithme de suivi des vallées

Sachant la dépendance du résultat d'extraction des couronnes d'arbres à la densité de la forêt dans les images traitées, nous avons appliqué les algorithmes croissance de région par mouvement brownien [5] (approche région) et suivi des vallées [7] (approche contour) sur deux fenêtres représentatives d'une forêt dense (cf.fig. 1.a) et d'une forêt éparse (cf.fig. 2.a). Les résultats obtenus montrent qu'une analyse visuelle permet de conclure que l'algorithme de croissance de régions par mouvement brownien est plus adapté à notre image (cf. fig. 1 et fig. 2). En effet, l'algorithme de suivi des vallées provoque des cassures dans les couronnes alors que l'algorithme de croissance de région permet une bonne délinéation des couronnes et conserve les formes des couronnes.

4. Système de classification proposé

Nous détaillons dans cette section l'architecture de notre système et les techniques que nous avons proposées pour l'extraction des caractéristiques texturales et structurelles des couronnes extraites ainsi que la méthode proposée pour l'intégration de nos informations et connaissances structurelles.

Le système de classification que nous proposons dans cet article est composé de deux étapes : une étape d'apprentissage et une étape de classification. Au cours de l'étape d'apprentissage, un modèle de données est construit à partir d'un ensemble d'imagettes étiquetées extraites à partir de l'image initial et de l'inventaire forestier. A partir de ces imagettes, les couronnes sont extraites avec l'algorithme de croissances de régions par mouvement brownien. Chaque classe est alors caractérisée par un ensemble de caractéristiques qui représente le modèle de données. Ce modèle présente un ensemble de caractéristiques texturales représenté par les caractéristiques de Haralick [8] et un ensemble de caractéristiques structurelles représenté par les mesures et les indices de forme. Pour la partie classification, l'image à classer est tout d'abord segmentée en un ensemble de régions qui sont les couronnes d'arbres. Pour chaque région, les caractéristiques texturales et structurelles sont extraites. Un classifieur affecte chaque couronne à sa classe en se basant sur le modèle de données extrait lors de la phase d'apprentissage et sur l'ensemble des caractéristiques de la couronne. Une reclassification des régions est finalement appliquée en se basant sur les connaissances structurelles représentées par des connaissances concernant les relations spatiales entre régions.

Une phase d'extraction de caractéristiques texturale et structurelle des régions (les couronnes d'arbres extraites) est fondamentale. Plusieurs études ont déjà été effectuées dans le domaine de classification par analyse de texture. Franklin et Peddle [6] montrent dans leurs travaux que les matrices de cooccurrences du second ordre contiennent une information texturale importante, qui améliore l'identification des classes ayant une hétérogénéité interne et des formes structurales. Pour caractériser nos régions nous avons donc opté pour les caractéristiques de Haralick [8].

Les caractéristiques structurelles utilisées dans notre modèle sont les mesures et les indices de forme. La « mesure » d'une forme est toute valeur ou ensemble de valeurs numériques mesurées sur la forme. Les mesures possèdent ou non des dimensions : trois dimensions (le volume), deux dimensions (la surface), une dimension (le périmètre) et aucune dimension (le nombre de trous). Un indice de forme est tout paramètre, coefficient ou combinaison de coefficients qui permet de prodiguer des informations chiffrées sur la forme de l'objet. L'utilisation des indices de formes est très appropriée pour notre système vu qu'ils permettent de renseigner sur la forme des couronnes quelque soit leur taille et ceci est illustré par les propriétés de ces indices. En effet, les indices de formes doivent être sans dimension, invariants par homothétie, invariants par rotation et translation et ils doivent s'appliquer à des formes connexes simples [11].

Les indices de formes doivent respecter la propriété suivante : Soient F1 une forme et I un indice de forme tel que $I(F1) = \alpha$, avec α constante réelle. Alors pour toute forme F2, si on a $I(F2) \neq \alpha$ alors F1 \neq F2. Ce qui peut s'écrire selon l'équation (1):

$$\forall F1, \forall F2, \forall I / I(F1) \neq I(F2) \Longrightarrow F1 \neq F2 \tag{1}$$

Plusieurs indices de formes ont été présentés dans la littérature. Le coefficient de compacité de Gravelius [1] a été utilisé pour identifier les bassins versants. L'indice de circularité appelé aussi indice isométrique [3] quant à lui informe sur la circularité des régions.

Les informations structurelles que nous utilisons dans notre système sont les indices de forme et les mesures. Ces informations présentent une caractérisation numérique et calculable des informations géométriques et des informations concernant la forme des régions. Nous les intégrons alors dans la phase d'extraction des caractéristiques. Pour chaque région, nous extrayons un ensemble de mesures et d'indices de formes. A partir de ces caractéristiques additionnées aux caractéristiques texturales nous construisons le vecteur caractéristique spécifique à la région en question. Le classifieur a alors comme entrée le modèle de données extrait dans la phase d'apprentissage ainsi que le vecteur caractéristique de la région à classer.

Les connaissances structurelles sont déduites à partir de l'inventaire forestier. En effet, les classes présentes dans l'image ne peuvent pas toutes cohabiter dans un même groupement sauf pour les chênes zen et les chênes lièges. En se basant sur cette connaissance, nous avons procédé à une reclassification des régions. Nous vérifions si un groupement contient des classes non compatibles, si c'est le cas, nous procédons à la reclassification des régions en se basant sur leur taux d'apparition.

5. Expérimentation

Notre zone d'étude se situe dans la région forestière d'Ain Drahim (du gouvernorat de Jendouba, Tunisie) pour laquelle nous disposons d'une image QuickBird haute résolution (résolution 0.6m/pixel). Nous avons expérimenté notre système sur la bande proche infrarouge de cette image. La figure 3 présente quelques fenêtres de l'image.

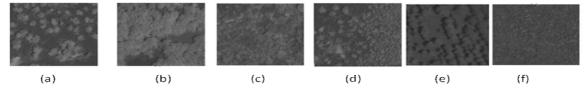


Figure 3 : Quelques de fenêtres de notre image QuickBird correspondant aux différentes espèces de la scène : (a) : groupement de chêne zen épars; (b) groupement de chêne zen dense; (c) groupement de chêne liège; (d) groupement mixte; (e) groupement d'arboretum; (f) : groupement de forêt de résineux

La figure 4 représente la classification d'un groupement mixte contenant des chênes lièges et des chênes zen. Dans l'inventaire forestier correspondant, cette image a été associée à une même classe contenant les deux types d'arbres. Ceci est dû au fait que la classification dans l'inventaire ne se fait pas à l'arbre près. Notre système a donc permis d'éclater cette classe en classifiant chaque arbre séparément comme on peut le constater dans le résultat illustré dans la figure 4.d.

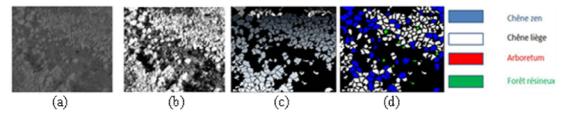


Figure 4 : Classification d'une zone mixte : (a) image initiale ; (b) image ayant subie une égalisation d'histogramme; (c) image segmentée; (d) résultat de la classification

Les tableaux 1, 2 et 3 correspondent aux matrices de confusion obtenues avant et après l'intégration des informations et connaissances structurelles dans le système de classification. L'évaluation numérique montre l'apport de cette intégration (le paramètre NC étant le nombre de couronnes).

Tableau 1 : Matrice de confusion résultant de l'utilisation de l'information texturale uniquement avec une exactitude moyenne de 77.75%

	Arboretum	Forêt résineux	Chêne liège	Chêne zen
Espèce/NC	235	148	465	435
Arboretum	168 (71,49 %)	2 (1,35 %)	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)
Forêt résineux	67 (28,51 %)	146 (98,65 %)	16 (3,44 %)	0 (0,00 %)
Chêne liège	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)	350 (77,42 %)	159 (36, 55 %)
Chêne zen	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)	89 (19,14 %)	276 (63,45 %)

Le tableau 2 présente la matrice de confusion correspondante à la classification intègrant l'information structurelle. Le pourcentage de bonne classification atteint les 79.35%. Ce qui revient à une amélioration de l'ordre de 1.6% par rapport à la moyenne du tableau 1. Cependant, cette augmentation ne touche pas à toutes les classes. En effet, nous remarquons que l'amélioration n'affecte que deux classes qui sont la classe arboretum et la classe chêne zen. Pour la première classe, l'augmentation atteint les 14.4% alors que pour la deuxième elle atteint les 8.04 %. Pour les classes chêne liège et forêt résineux, nous constatons une dégradation au niveau de la classification. La classe forêt résineux a perdu 13.41% de bonne classification alors que la classe chêne liège a perdu 2.18%. Ce qui implique que c'est la classe forêt résineux qui influe sur la moyenne général. Ceci s'explique par le fait que certaines régions de cette classe coïncident avec les régions de la classe arboretum dans leurs caractéristiques structurelles.

Tableau 2 : Matrice de confusion résultant de l'utilisation de l'information texturale et structurelle avec une exactitude moyenne de 79.35%

	Arboretum	Forêt résineux	Chêne liège	Chêne zen
Espèce/NC	235	148	465	435
Arboretum	201 (85,53 %)	22 (14,86 %)	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)
Forêt résineux	34 (14,47 %)	126 (85,14 %)	50 (10,75 %)	2 (0,46 %)
Chêne liège	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)	350 (75,26 %)	122 (28,05 %)
Chêne zen	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)	65 (13,99 %)	311 (71,49 %)

Le tableau 3 illustre l'amélioration de la classification après avoir intégré les connaissances structurelles. En effet, le taux de bonne classification augmente de 79.35 % à 84.70 %.

Tableau 3 : Matrice de confusion résultant après l'intégration des connaissances structurelles avec une exactitude moyenne de 84.70

	Arboretum	Forêt résineux	Chêne liège	Chêne zen
Espèce/NC	235	148	465	435
Arboretum	220 (93,61 %)	16 (10,81 %)	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)
Forêt résineux	15 (6,39 %)	132 (89,19 %)	9 (1,94 %)	0 (0,0 %)

Chêne liège	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)	391 (84,07 %)	122 (28,05 %)
Chêne zen	0 (0,0 %)	0 (0,0 %)	65 (13,99 %)	313 (71,95 %)

6. Conclusion

Nous avons présenté dans cet article notre système de classification basé sur l'intégration des informations et des connaissances structurelles. L'application de notre système sur une image QuickBird a montré l'importance de l'information structurelle et son apport dans l'amélioration des résultats dégagés par un classifieur basé sur la texture. Cet apport s'explique par la prise en compte des informations de la forme, de la surface, du périmètre, de l'étendue et de la géométrie de la couronne de manière générale dans la classification, des aspects qu'utilise le photo-interprète dans l'analyse visuelle de la scène.

Références

- [1] H. Bendjoudi. Le coefficient de compacité de Gravelius : analyse critique d'un indice de forme des bassins versants. *Journal des Sciences Hydrologiques*, 47(6): pages 921-930, 2002.
- [2] A.P. Carleer et E. Wolff. Region based classification potential for land cover classification with very high spatial resolution satellite data. International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006).
- [3] A. David, A. Traill, M. Keating, I. Altieri, et W. Lowell Maughan. Abnormalities of dynamic ventricular shape change in patients with aortic and mitral valvular regurgitation: Assessment by fourier shape analysis and global geometric indexes. *Circulation Research*, 62(1): pages 127-138, 1988.
- [4] A. Deruyver et Y. Hodé. Constraint satisfaction problem with bilevel constraint: application to interpretation of over-segmented images. *Artificial Intelligence*, 93: pages 321-335, 1997.
- [5] M. Erickson. Segmentation and Classification of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images. *Thèse de doctorat, Swedish University of Agricultural Sciences Uppsala, Sweden*, 2004.
- [6] S.E. Franklin et R.D. Peddle. Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain. *International Journal of Remote Sensing*, 10: pages 264-323, 1989.
- [7] F.A.Gougeon and D.G. Leckie. Extraction d'information forestière à partir d'image à haute résolution spatiale en utilisant une méthode de reconnaissance individuelle des cimes d'arbres. *PFC Rapport technique*. *BC-X-396-F*, ressources naturelles, service canadien des forêts, Victoria, CB Canada, 26p.2003.
- [8] R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE, pp 786-804, ISSN 0018-9219*, Mai 1979.
- [9] G. Perrin. Etude du couvert forestier par processus ponctuels marqués. *Thèse de Doctorat, Ecole Central Paris*, France, 2006.
- [10] H. Suzuki. Exploitation de connaissances structurelles en classification d'images: une approche par partition flou et optimisation combinatoire. *Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier*, Toulouse, France, 2002.
- [11] G. Thibault, C. Devic, B. Fertil, J.L. Mari, and J. Sequeira. Indices de formes : de la 2d vers la 3d application au classement de noyaux de cellules. *20émes journées de l'AFIG, pp 17-24*, Marne-la-vallée, France, 2007.