

Interprétation d'images basée sur une approche évolutive guidée par une ontologie

Germain Forestier, Sébastien Derivaux, Cédric Wemmert et Pierre Gançarski

LSIIT - CNRS - Université Louis Pasteur - UMR 7005
Pôle API, Bd Sébastien Brant - 67412 Illkirch, France
{forestier,derivaux,wemmert,gancarski}@lsiit.u-strasbg.fr

Résumé. Les approches de fouille et d'interprétation d'images consistant à considérer les pixels de façon indépendante ont montré leurs limites pour l'analyse d'images complexes. Pour résoudre ce problème, de nouvelles méthodes s'appuient sur une segmentation préalable de l'image qui consiste en une agrégation des pixels connexes afin de former des régions homogènes au sens d'un certain critère. Cependant le lien est souvent complexe entre la connaissance de l'expert sur les objets qu'il souhaite identifier dans l'image et les paramètres nécessaires à l'étape segmentation permettant de les identifier. Dans cet article la connaissance de l'expert est modélisée dans une ontologie qui est ensuite utilisée pour guider un processus de segmentation par une approche évolutive. Cette méthode trouve automatiquement des paramètres de segmentation permettant d'identifier les objets décrits par l'expert dans l'ontologie.

1 Introduction

L'interprétation automatique d'images devient un processus de fouille de données de plus en plus complexe. Pour les images à très haute résolution, l'utilisation de l'approche dite *orientée objet* consiste à identifier dans l'image, souvent à l'aide d'une segmentation de l'image, des objets composés de plusieurs pixels connexes et ayant un intérêt pour l'expert du domaine.

Il existe de nombreux algorithmes de segmentation. Néanmoins, ces techniques nécessitent souvent une paramétrisation complexe telle que le choix de seuils ou de pondérations. Le nombre de paramètres augmente bien souvent avec la complexité des algorithmes. Ainsi, l'utilisateur amené à définir ces paramètres a souvent du mal à faire le lien entre sa connaissance sur les objets présents dans l'image et les paramètres adéquats pour les construire et les identifier dans une segmentation.

L'utilisation des algorithmes génétiques (Goldberg, 1989) est une solution à ce problème de recherche des paramètres optimaux. Ils peuvent être utilisés pour optimiser un ensemble d'attributs si une fonction d'évaluation des paramètres est disponible. Les méthodes existantes d'optimisation de segmentation par approche génétique (Pignalberi et al., 2003; Bhanu et al., 1995; Song et Ciesielski, 2003; Feitosa et al., 2006) se basent sur des fonctions d'évaluations demandant des exemples d'objets segmentés fournis par l'expert. Si aucun exemple n'est disponible, il est possible d'utiliser des critères non supervisés (Bhanu et al., 1995; Feitosa

et al., 2006), c'est à dire jugeant la qualité intrinsèque que doit avoir une segmentation (e.g. homogénéité des régions). Néanmoins ces critères non supervisés sont souvent insuffisants pour obtenir une segmentation de bonne qualité notamment pour l'analyse d'images complexes.

Dans cet article, nous proposons d'utiliser des connaissances du domaine afin d'évaluer la qualité d'une segmentation. En effet, l'approche orientée objet permet à l'expert d'exprimer ses connaissances sur les objets de l'image. Ce nouveau cadre de discernement permet de raisonner sur des régions et non sur des pixels ce qui permet une description intuitive et naturelle des objets pouvant être présents dans une image. Une ontologie, ou base de connaissance, peut alors être utilisée pour définir les différents types d'objets du domaine (i.e. concepts) de l'image ainsi que leurs caractéristiques. Il devient alors possible d'évaluer la cohérence d'une segmentation par rapport aux concepts définis dans cette ontologie. Cette approche a l'avantage de ne pas nécessiter d'exemples et utilise la connaissance définie dans l'ontologie.

Le plan de cet article est le suivant. Tout d'abord nous introduisons l'algorithme de segmentation ainsi que ses paramètres. Nous présentons ensuite la modélisation de la connaissance sous la forme d'une ontologie. Nous étudions ensuite comment un algorithme génétique est utilisé pour choisir les paramètres de la segmentation grâce à une évaluation utilisant l'ontologie. Finalement nous présentons des expérimentations dans le cadre de l'interprétation d'images pour l'observation de la Terre.

2 Segmentation d'image

Dans cet article, nous utilisons l'algorithme de segmentation par ligne de partage des eaux (Vincent et Soille, 1991) ainsi que les méthodes de seuillage du gradient, de la réduction de dynamique et de fusion de régions. Ces différentes techniques sont utilisées simultanément pour réduire la sur-segmentation provoquée par la ligne de partage des eaux et nécessitent donc de définir 3 paramètres (le seuil du gradient, le seuil de dynamique et le seuil de fusion). Les valeurs optimales de ces paramètres sont difficiles à trouver car la valeur pour un paramètre donné dépend des valeurs choisies pour les autres paramètres. De plus, il existe de nombreux optima locaux, ce qui accroît la difficulté de trouver la meilleure solution.

3 Ontologie d'objets géographiques

Nous présentons ici les principes de l'ontologie d'objets géographiques définie dans (Brisson et al., 2007) puis étendue dans (Durand et al., 2007). Cette ontologie se présente comme une hiérarchie de concepts ainsi que des relations entre ces concepts. Un mécanisme d'appariement permet de comparer une région construite lors d'une segmentation et les différents concepts définis dans l'ontologie.

L'ontologie est formée d'une hiérarchie de concepts dont la figure 1 présente un extrait. Dans cette hiérarchie chaque noeud correspond à un concept. Chaque concept a une étiquette (e.g. *pavillon*) et est défini par des attributs. Chaque attribut est associé à un intervalle de valeurs acceptées pour cet attribut (e.g. [50; 60]) ainsi qu'une pondération (dans [0; 1]) représentant son importance pour reconnaître l'objet géographique correspondant à ce concept (1 indiquant que cet attribut est très pertinent). Les valeurs de ces concepts ont été renseignées par les experts géographes grâce à leur connaissance de la morphologie des objets urbains.

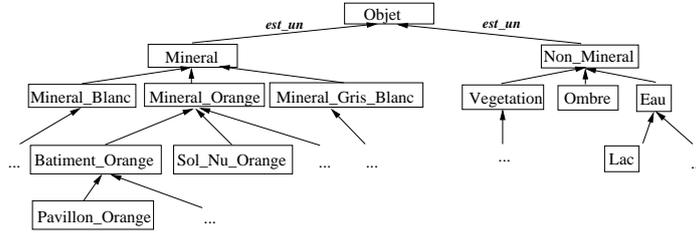


FIG. 1 – Extrait de l'ontologie.

Certaines informations ont également été extraites de bases de données topographiques ou de connaissances sur les réponses spectrales de certains types de matériaux (tuile, bitume ...).

Un mécanisme d'appariement de région permet d'évaluer la similarité entre une région construite lors d'une segmentation et les concepts définis dans la hiérarchie de l'ontologie. Ce mécanisme permet d'obtenir la signification sémantique d'une région si les caractéristiques de celle-ci se rapprochent de la description d'un des concepts définis dans l'ontologie. L'appariement d'une région consiste à vérifier la validité des caractéristiques extraites de celle-ci (réponse spectrale, taille, élongation ...) en fonction des propriétés et des contraintes définies dans les concepts de l'ontologie.

4 Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques (Goldberg, 1989) font partie des méthodes d'optimisations. Ils sont reconnus pour être efficaces même lorsque l'espace de recherche est vaste et contient de nombreux maxima locaux. Ces algorithmes sont d'inspiration biologique avec des notions d'individus (i.e solutions) et de population d'individus qui évoluent pour s'améliorer à travers des opérations de sélection, croisement et mutation. Dans cet article, un individu représente le vecteur des paramètres de la méthode de segmentation. On considère que les valeurs de ces paramètres sont définies entre zéro et un, on obtient donc un espace de recherche à 3 dimensions pour la ligne de partage des eaux (trois seuils). Nous utilisons un taux de mutation de 1% et un nombre de générations de 14, des tests ayant montré que plus de générations n'amélioreraient pas les résultats.

La définition de la fonction d'évaluation est une des étapes les plus importantes dans un système d'évolution génétique. Nous cherchons ici à utiliser les connaissances de l'ontologie pour guider le processus évolutif et trouver les paramètres qui permettent de maximiser la découverte d'objets dans l'image. Nous allons donc utiliser comme fonction d'évaluation, le pourcentage de la surface de l'image qui est identifié par l'ontologie. Chaque individu i va donc produire un vecteur de paramètres produisant une segmentation de l'image. Soit \mathcal{R}^i les régions de la segmentation issue de l'individu i et \mathcal{R}_o^i les régions identifiées par l'ontologie ($\mathcal{R}_o^i \subseteq \mathcal{R}^i$). Le pourcentage de la surface de l'image reconnu par l'ontologie est défini par :

$$\mathbb{F}(i) = \frac{\sum_{r \in \mathcal{R}_o^i} Aire(r)}{\sum_{r \in \mathcal{R}^i} Aire(r)}$$

Interprétation d'images guidée par une ontologie



FIG. 2 – Extraits de segmentations obtenues à différentes générations au cours d'une évolution génétique. Le contours des régions est affiché en blanc.

avec $Aire(r)$ une fonction renvoyant la surface en pixel de la région r . La surface des régions identifiées a été préférée à leur nombre pour évaluer le résultat comme nous cherchons ici à maximiser la surface de l'image reconnue par l'ontologie.

5 Expérimentations

La méthode proposée a été évaluée sur une image de Strasbourg prise par le satellite Quickbird. La figure 2 présente des extraits de segmentations avec les paramètres obtenus au cours d'une évolution génétique aux générations 1, 3, 5 et 11. On observe une réduction de la sous-segmentation (trop peu de régions) au cours des générations et une amélioration de la construction des objets, l'image étant de mieux en mieux interprétée par l'ontologie. Pour valider ces résultats nous avons évalué la qualité des segmentations obtenues avec des vérités terrains de trois classes, *pavillon*, *végétation* et *route*. Les évaluations sont effectuées sur des objets géographiques construits et labellisés manuellement par un expert. Trois indices de qualité ont été utilisés pour évaluer la qualité des segmentations : le *rappel* (en considérant la reconnaissance de l'ontologie comme une classification pixel), l'indice de *Janssen* (Janssen et Molenaar, 1995) et l'indice de *Feitosa* (Feitosa et al., 2006) qui évaluent la qualité des régions construites.

Nous avons évalué notre critère d'évaluation (surface reconnue par l'ontologie) par rapport à ces trois critères. Pour chacun des critères une moyenne est calculée sur l'ensemble des objets

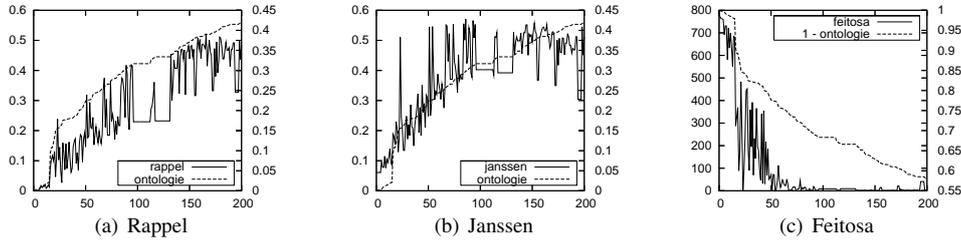


FIG. 3 – Évolution des fonctions d'évaluation pour 200 individus ordonnés par le critère basé sur l'ontologie.

génération	Ontologie	Rappel	Janssen	Feitosa
1 ^{ère}	29,64 %	24,98 %	0,32	25,19
3 ^{ème}	33,92 %	27,83 %	0,35	17,55
5 ^{ème}	37,56 %	31,74 %	0,42	6,63
11 ^{ème}	51,91 %	49,72 %	0,48	7,10

TAB. 1 – Résultat de l'évaluation de la méthode sur les objets experts pour 4 générations.

fournis par l'expert. Le but de cette analyse est de vérifier que l'amélioration de notre critère conduit bien à une amélioration de la segmentation. Au cours d'une évolution génétique nous avons évalué chaque individu en fonction de ces différents critères. Ainsi, 200 paramétrages possibles ont été évalués. Ils ont ensuite été ordonnés en fonction de notre critère d'évaluation. La figure 3 présente les courbes pour les différents indices. Nous pouvons constater que dans les trois cas, les deux courbes semblent avoir même comportement et être corrélées. Ces résultats montrent qu'optimiser notre critère est pertinent et permet d'effectuer des segmentations de qualité sans contraindre l'expert à fournir des exemples.

Enfin, le tableau 1 présente les valeurs de ces indices avec les paramètres trouvés au cours des générations 1, 3, 5 et 11 (la qualité n'évoluant plus après). On constate que les différentes mesures d'évaluation sont optimisées au cours de l'évolution (sauf une légère augmentation de l'indice *Feitosa* sur la dernière génération due à une sur-segmentation de la végétation mais qui n'influe pas sur la reconnaissance de l'ontologie, la taille d'une région n'étant pas discriminante pour caractériser la végétation).

6 Conclusion

Dans cet article nous avons présenté un mécanisme permettant de guider un processus automatique d'interprétation d'images grâce à une ontologie. Cette ontologie représente la connaissance des experts sous la forme d'une hiérarchie de concepts, d'une caractérisation de ces concepts et des relations entre ces concepts. Un processus évolutif va alors chercher les paramètres de segmentation produisant des régions qui seront bien identifiées par l'ontologie. Ainsi nous disposons d'une méthode d'interprétation automatique d'images de télédétection basée sur la connaissance des experts à propos des objets à identifier.

Des résultats intéressants ont montré la validité du système. Il est à noter que n'importe quel algorithme de segmentation nécessitant des paramètres peut remplacer celui présenté dans cet article. Dans le futur nous souhaitons intégrer des connaissances contextuelles (position des objets entre eux) nécessaire à l'identification de certains objets.

Références

- Bhanu, B., S. Lee, et S. Das (1995). Adaptive image segmentation using genetic and hybrid search methods. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 31(4), 1268–1291.
- Brisson, R., O. Boussaid D, P. Gancarski, A. Puissant, et N. Durand (2007). Navigation et appariement d'objets géographiques dans une ontologie. In *7ème Journées Francophones Extraction et Gestion des Connaissances (EGC 2007)*, pp. 391–396.
- Durand, N., S. Derivaux, G. Forestier, C. Wemmert, P. Gancarski, O. Boussaid D, et A. Puissant (2007). Ontology-based object recognition for remote sensing image interpretation. In *IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, Patras, Greece, pp. 472–479.
- Feitosa, R. Q., G. A. Costa, T. B. Cazes, et F. B. (2006). A genetic approach for the automatic adaptation of segmentation parameters. In *International Conference on Object-based Image Analysis*.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley Professional.
- Janssen, L. et M. Molenaar (1995). Terrain objects, their dynamics and their monitoring by the integration of gis and remote sensing. In *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Volume 33, pp. 749–758.
- Pignalberi, G., R. Cucchiara, L. Cinque, et S. Levialdi (2003). Tuning range image segmentation by genetic algorithm. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* 2003(8), 780–790.
- Song, A. et V. Ciesielski (2003). Fast texture segmentation using genetic programming. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Volume 3, pp. 2126–2133.
- Vincent, L. et P. Soille (1991). Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence* 13(6), 583–598.

Summary

Approaches for images mining and interpretation which consider pixels individually have shown their limits to analyse complex images. To resolve this problem, new methods use a segmentation of the image which consists in an aggregation of connected pixels to build homogeneous regions. However the link is often complex between expert knowledge about objects he wishes to identify within the image and parameters needed for the segmentation step. In this article, we propose to modelise expert knowledge on objects present in an image through an ontology. This ontology will be used to drive a segmentation process by an evolutionary approach. This method finds automatically segmentation parameters which identify objects described by the expert in the ontology.