

# Extraction de détecteurs d'objets urbains à partir d'une ontologie

Sébastien Derivaux, Germain Forestier,  
Cédric Wemmert et Sébastien Lefèvre

LSIIT, UMR 7005 CNRS - Université Louis Pasteur  
Boulevard Brant, BP 10413, 67412 Illkirch Cedex  
{derivaux,forestier,wemmert,lefevre}@lsiit.u-strasbg.fr

**Résumé.** Afin de parvenir à une méthode d'interprétation automatique d'images de télédétection à très haute résolution spatiale, il est nécessaire d'exploiter autant que possible les connaissances du domaine. Pour détecter différents types d'objet comme la route ou le bâti, des méthodes très spécifiques ont été développées pour obtenir de très bons résultats. Ces méthodes utilisent des connaissances du domaine sans les formaliser. Dans cet article, nous proposons tout d'abord de modéliser la connaissance du domaine de manière explicite au sein d'une ontologie. Ensuite, nous introduisons un algorithme pour construire des détecteurs spécifiques utilisant les connaissances de cette ontologie. La séparation nette entre modélisation des connaissances et construction des détecteurs rend plus lisible le processus d'interprétation. Ce découplage permet également d'utiliser l'algorithme de construction de détecteurs dans un autre domaine d'application, ou de modifier l'algorithme de construction de détecteurs sans modifier l'ontologie.

## 1 Introduction

L'interprétation automatique d'images de télédétection à très haute résolution (résolution spatiale de l'ordre du mètre) est un domaine de recherche très actif ces dernières années. La volumétrie et la complexité des données rend en effet coûteux l'interprétation manuelle. Ces dernières années, deux approches se sont imposées. La première, nommée interprétation basée objets (Yongxue et al., 2006), effectue en premier lieu une segmentation de l'image afin de créer des régions. Ces régions sont ensuite classées en utilisant des caractéristiques de régions (i.e. taille, forme) plus discriminantes. La seconde approche est de concevoir des détecteurs indépendants pour chaque type d'objets (i.e. des *extracteurs*). Dans cet article, nous nous intéressons au second paradigme.

De nombreuses méthodes spécifiques existent pour détecter des objets particuliers dans une image tels que la route (Zhao et al., 2002; Peteri et al., 2003; Yager et Sowmya, 2004) ou le bâti (Jin et Davis, 2005; Lefèvre et al., 2007). Ces méthodes intègrent les connaissances implicites qu'ont leurs concepteurs sur les types d'objets recherchés. Ces connaissances sont ensuite difficiles à décrire si l'on souhaite améliorer ou adapter l'algorithme.

Afin de modéliser ces connaissances implicites, l'utilisation d'ontologie devient de plus en plus courante. Une ontologie (Gruber, 1995) est une spécification abstraite, une vue simplifiée du monde représentée dans un but précis. Une ontologie définit un ensemble de concepts, leurs caractéristiques et les relations entre ces concepts. L'utilisation d'ontologies est devenue de plus en plus courante dans les systèmes d'informations géographiques (Fonseca et al., 2002). De plus, un intérêt croissant a été porté aux ontologies spécialisées pour l'analyse d'image (Bittner et Winter, 1999) depuis ces dix dernières années. La plupart des méthodes (Mezaris et al., 2004; Maillot et Thonnat, 2008; Panagi et al., 2006; Durand et al., 2007) formalisent les concepts pouvant être présents dans une image puis proposent une analyse sémantique de celle-ci en cherchant à identifier des représentants de ces concepts dans l'image.

L'objectif de cet article est de proposer une méthode d'extraction de détecteurs pour des objets spécifiques à partir d'une ontologie. L'originalité de cette approche est d'utiliser le *design pattern* de séparation des préoccupations (Hürsch et Lopes, 1995). Alors que dans les solutions existantes la connaissance est mêlée à l'algorithmique, notre approche permet de séparer la partie connaissance de la partie algorithmique. L'objectif ici est de permettre à l'expert du domaine de pouvoir facilement exprimer ses connaissances sans être un expert en traitement d'images ou en extraction de connaissances.

De plus, afin de faciliter le transfert de la connaissance de l'expert vers l'ontologie et d'assurer la population de l'ontologie, nous présentons également une méthode pour enrichir l'ontologie à partir d'exemples.

Le plan de cet article est le suivant. Dans la première section, nous étudierons le modèle de l'ontologie utilisé. Ensuite, la méthodologie d'enrichissement de l'ontologie à partir d'exemples sera présentée suivie de l'algorithme de construction de détecteurs. Enfin, la méthode proposée sera évaluée avant de conclure et de proposer des pistes de recherches.

## 2 Ontologie

Une ontologie permet de regrouper des connaissances relatives à un domaine donné. Dans le cadre de cet article, nous étudions le domaine des images et plus particulièrement des images de télédétection à très haute résolution spatiale. L'ontologie utilisée est composée d'une hiérarchie de concepts potentiellement présents (i.e. visibles) dans ces images et ayant un sens pour l'expert du domaine. Elle est stockée sous forme d'un ensemble de fichiers texte extensible afin de permettre à l'expert de rajouter ses propres informations. Chaque concept peut avoir des nœuds de niveau supérieur et inférieur. La hiérarchie utilisée dans cet article est illustrée par la figure 1. Un premier niveau de séparation est effectué entre les objets de type minéral et non minéral. Même si cette distinction n'a pas d'influence sur la description des concepts, elle permet de fournir une sémantique utile à l'expert du domaine.

Une fois la taxonomie établie, il convient de renseigner chaque concept par des contraintes, c'est-à-dire par des propriétés qui permettent d'identifier une région d'une image comme étant une instance d'un concept. Ces contraintes sont pour la plupart modélisées sous forme d'un intervalle de valeurs admises pour une propriété de niveau pixel (réponse spectrale) ou niveau région (surface). Comme cela est souvent le cas en gestion des connaissances, les entretiens effectués avec des géomaticiens experts du domaine montrent que la formalisation de telles connaissances n'est pas aisée. Le fossé sémantique qui réside entre les descripteurs de haut niveau (abstrait) et de bas niveau (réalité) implique des difficultés de modélisation.

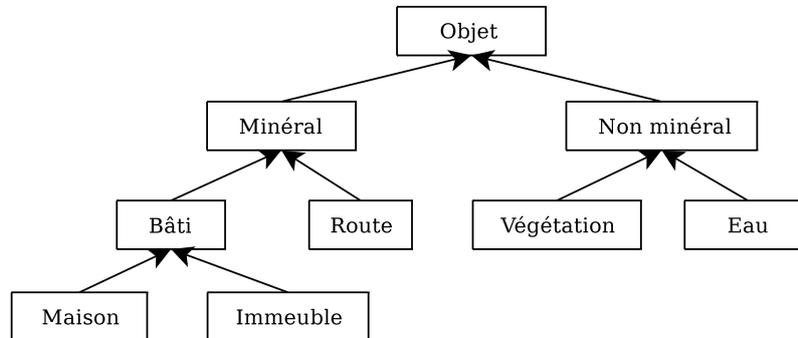


FIG. 1 – Hiérarchie des concepts de l'ontologie.

Prenons par exemple le cas de l'affectation d'une notion de couleur aux concepts. Pour un géomaticien, le toit d'une maison en tuile céramique dans la région Alsace est orange (ce cas couvrant la majorité des maisons). Néanmoins, affirmer que les toits sont oranges est une abstraction de haut niveau par rapport à une réalité beaucoup plus contrastée. Un toit est soumis à différentes conditions d'éclairage, notamment, il peut être très sombre sur sa partie non exposée au soleil et très brillant sur sa partie exposée. Sa couleur peut aussi varier du fait de son vieillissement (formation de mousse sur certaines parties). Enfin, le toit peut contenir des fenêtres qui ne seront pas oranges. Dans la littérature, ce type de problème est souvent résolu par l'utilisation d'intervalles larges et flous pour les différentes réponses spectrales. En effet, les objets recherchés étant fortement hétérogènes (même pour une seule instance d'objet), de tels intervalles se révéleraient trop larges car couvrant une trop grande partie de l'image pour être exploitables. Des expérimentations ont révélé que cette approche montrait ses limites (pour notre domaine d'application) en l'utilisant au niveau des pixels. Une autre approche consiste à raisonner au niveau des régions. Dans ce cas, l'intervalle des moyennes des valeurs des pixels pour chaque région est bien plus réduit qu'un intervalle calculé au niveau des pixels. Les résultats obtenus sont alors meilleurs.

### 3 Enrichissement et validation à partir d'exemples

Afin de résoudre les problèmes recensés dans la section précédente, nous avons mis en oeuvre une méthode indirecte d'expression des connaissances pour l'expert par l'utilisation d'exemples. A chaque concept de l'ontologie, l'expert peut affecter un ensemble d'exemples. Ces exemples sont composés d'une image et d'un masque binaire définissant les parties représentatives du concept donné. Un exemple pour le concept maison est donné en figure 2

A partir de tels exemples, il est possible d'inférer les propriétés géométriques de l'objet. L'objectif est double :

- **validation** : à partir des exemples, il est possible de vérifier les intervalles donnés dans l'ontologie par l'expert.
- **enrichissement** : pour les concepts où des données n'ont pu être renseignées, les exemples peuvent être utilisés pour définir les valeurs minimales et maximales pour les différentes contraintes.

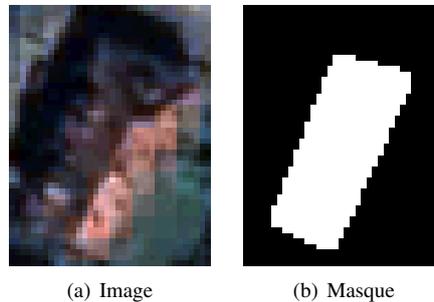


FIG. 2 – Exemple pour le concept maison.

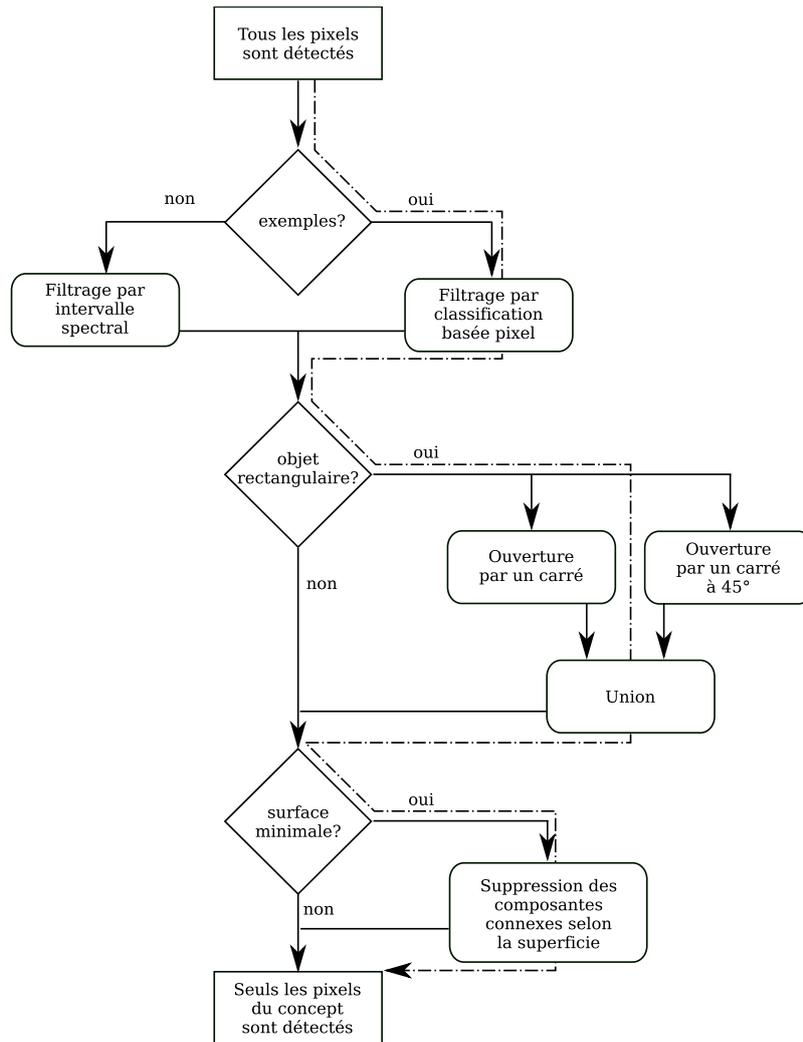
L'utilisation d'exemples reste complémentaire au savoir direct de l'expert. En effet, pour le concept de végétation, l'intervalle associé à la contrainte de surface extrait à partir d'exemples ne peut être considéré comme pertinent. Un espace végétal peut avoir une surface arbitraire et donc supérieure à la surface maximale des exemples. L'expert joue donc ici un rôle primordial pour fournir des méta-informations sur les informations extraites. Il peut par exemple noter dans l'ontologie qu'un type de contrainte n'est pas pertinent pour un concept donné. Nous proposons d'utiliser la complémentarité de ces approches, notre ontologie représentant donc une base de connaissances.

## 4 Extraction de détecteurs

Le patron des algorithmes de détection est présenté dans la figure 3. Avant l'étape de détection, tous les pixels sont considérés comme appartenant au concept du détecteur. Le détecteur agit donc comme un filtre qui va retirer les pixels qui ne satisfont pas les contraintes associées au concept.

La première étape opère un filtrage sur les valeurs spectrales de chaque pixel pris individuellement. Si le concept possède des exemples associés et que l'expert a jugé opportun d'en extraire des informations spectrales, le détecteur procède à une classification basée pixel en utilisant les exemples donnés comme base d'apprentissage. Dans notre implémentation, nous avons choisi un classifieur 5 plus proches voisins qui utilise aussi les exemples des autres classes comme exemples négatifs. Il est néanmoins possible d'utiliser d'autres classifieurs, notamment des classifieurs à une classe. Si le concept n'a pas d'exemple, un filtrage est effectué en utilisant les contraintes sur les intervalles spectraux définis par l'expert dans l'ontologie.

Une fois cette première étape effectuée, un traitement spécifique pour les objets de forme rectangulaire est appliqué. Si un concept est défini comme étant de forme rectangulaire, on calcule le côté du carré le plus grand pouvant être contenu dans les instances de ce concept. Cette valeur peut être fournie par le côté minimal s'il est renseigné ou bien par l'analyse conjointe de la surface minimale et l'élongation maximale. Une ouverture morphologique (consistant en une érosion puis une dilatation) est appliquée en considérant comme élément structurant ce carré (sans et avec une rotation de 45 degrés). Ainsi, les pixels seront considérés comme



**FIG. 3** – Patron des algorithmes de détection d'un concept. En pointillé le détecteur extrait pour le concept maison.

pouvant appartenir au concept si et seulement si ils appartiennent à des zones de pixels bien classés pouvant contenir le carré.

Enfin, une dernière étape consiste à créer des régions à partir des composantes connexes de l'image des pixels encore candidats pour le concept. Les régions dont la superficie n'est pas comprise dans l'intervalle défini par l'expert pour ce concept seront supprimées de la liste des régions candidates.

## 5 Évaluation

La méthode proposée a été évaluée sur une image de Strasbourg prise par le satellite Quickbird. Les capteurs Quickbird renvoient une bande panchromatique d'une résolution de 70 cm et 3 bandes couleur d'une résolution de 2,8 mètres. Les bandes couleurs ont été fusionnées avec la bande panchromatique pour obtenir une image à 4 bandes d'une résolution de 70 cm. La taille de l'image est de  $900 \times 900$  pixels et la résolution spectrale est de 8 bits par pixels. L'image et les exemples utilisés pour chaque concept sont donnés dans la figure 4.

Nous allons à présent appliquer l'algorithme pour chaque concept recherché. L'évaluation sera faite par inspection visuelle. L'objectif ici n'est pas tant de mesurer la performance du détecteur mais d'évaluer :

- la qualité de l'ontologie : s'il y a un manque de connaissance dans l'ontologie ;
- la généralité de l'algorithme : s'il prend en compte toutes les connaissances de l'ontologie.

### 5.1 Évaluation pour le concept maison

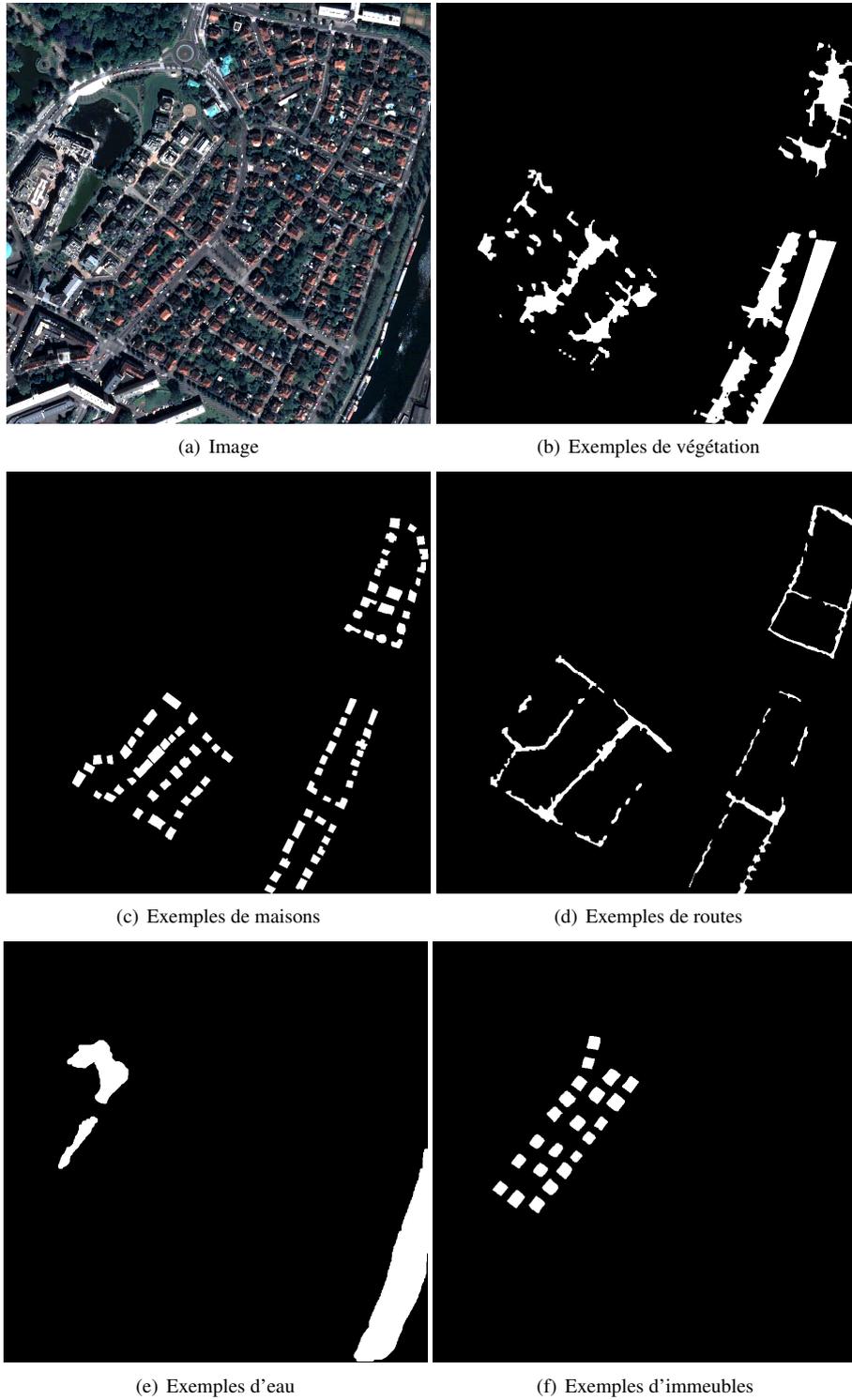
Le concept *maison* est bien défini. Étant subsumé par le concept *bâti*, il hérite des propriétés de ce dernier (qui se limitent à la contrainte d'une forme rectangulaire). De plus, l'expert nous a fourni un intervalle de surface (entre 100 et 1000 m<sup>2</sup>) et indiqué que les bandes spectrales des exemples sont pertinentes et pourront donc être utilisées pour l'étape de classification des pixels.

Le résultat de l'application de ce détecteur est donné en figure 5. L'étape de filtrage par classification basée pixels conserve une grande partie des pixels, notamment ceux représentant des routes ou immeubles et des pixels bruités. L'utilisation de la connaissance sur la forme rectangulaire du bâti permet néanmoins d'améliorer considérablement le filtrage. Les maisons non détectées se classent en deux catégories :

- erreur de détection : la classification basée pixel a détecté trop peu de pixel de la maison sous-jacente, elle est donc éliminée du fait de sa surface trop faible ;
- maisons adjacentes : dans certains cas, plusieurs maisons proches sont regroupées, ces régions sont donc également supprimées du fait de leur surface (ici trop importante).

### 5.2 Évaluation pour le concept immeuble

Dans la figure 6, on remarque notamment que les immeubles qui n'ont pas été fournis comme exemples ont toutefois été détectés. L'utilisation des connaissances de l'expert en complément des informations fournies par les exemples montre ici son intérêt. Si la contrainte de superficie avait été définie à partir des exemples, les immeubles massifs auraient été supprimés



**FIG. 4** – Image d'évaluation de la méthode et exemples de différentes classes d'objets considérés.

## Extraction de détecteurs d'objets urbains

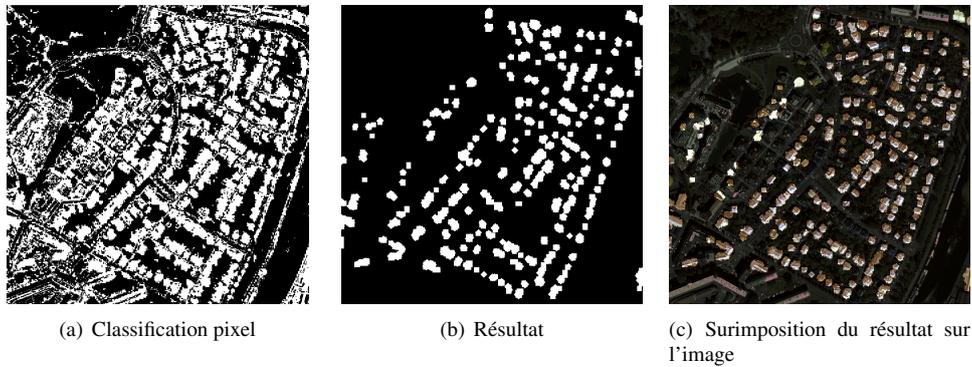


FIG. 5 – Application du détecteur pour le concept maison.

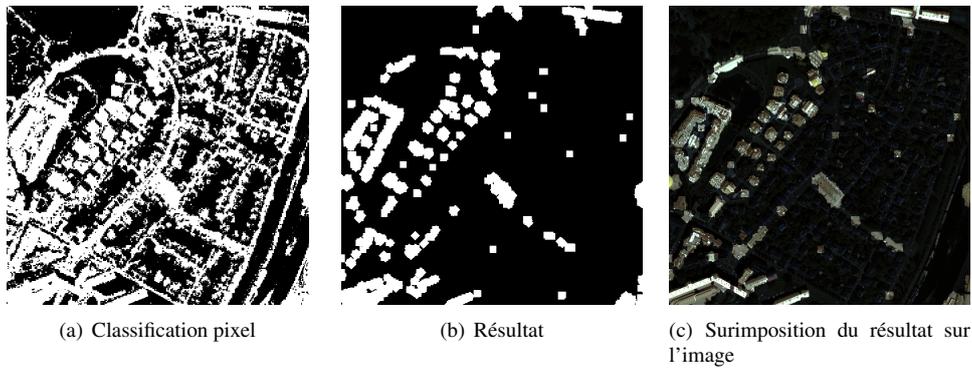


FIG. 6 – Application du détecteur pour le concept immeuble.

du fait de leur taille. Néanmoins, l'expert ayant renseigné un critère de taille plus large que les exemples donnés, ces immeubles ont été conservés.

Les erreurs portent ici sur des portions de routes, la réponse spectrale de la route étant semblable à celle des immeubles.

### 5.3 Évaluation pour le concept eau

L'eau présente la particularité d'avoir une réponse spectrale confondue avec l'ombre, comme on peut le voir sur la classification pixel de la figure 7. Ce problème est partiellement résolu en utilisant la connaissance de l'expert relative à la superficie des plans d'eau. Néanmoins, certaines grandes zones d'ombres issues d'immeubles ne sont pas éliminées.

### 5.4 Évaluation pour le concept végétation

La végétation est un concept très simple à extraire des images. Elle peut en effet être détectée en utilisant directement l'indice pixel *NDVI* (Normalized Difference Vegetation Index)

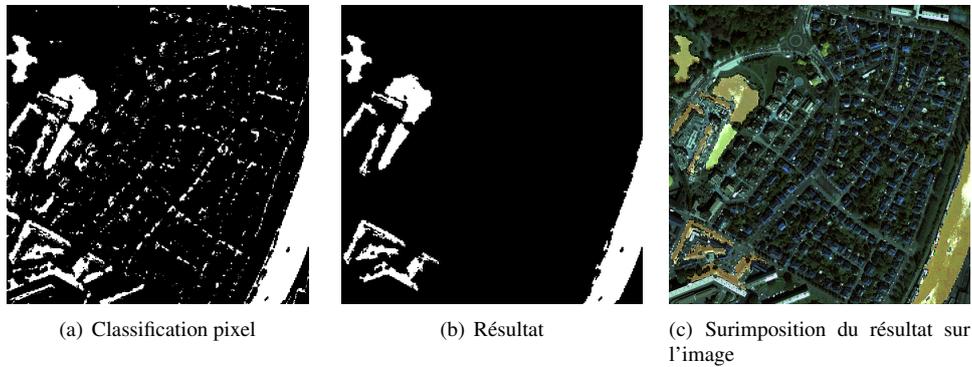


FIG. 7 – Application du détecteur pour le concept eau.



FIG. 8 – Application du détecteur pour le concept végétation.

dont la formule est :

$$NDVI = \frac{IR - R}{IR + R} \in [-1; 1]$$

avec  $IR$  étant la valeur du pixel dans la bande spectrale du proche infra-rouge et  $R$  la valeur du pixel dans la bande spectrale de la couleur rouge. Pour cet indice, l'intervalle reconnu de la végétation est  $[0, 3; 0, 8]$ . L'expert ne produisant aucune information à partir des exemples, le détecteur utilisera un simple filtrage sur la valeur  $NDVI$ . De même, il n'y aura pas de filtrage ensuite puisqu'aucune autre contrainte n'est définie pour ce concept (ni directement, ni extraite des exemples).

Le résultat de la figure 8 montre que le résultat obtenu est amplement satisfaisant.

## 5.5 Évaluation pour le concept route

Le dernier concept à détecter est le concept *route*. Malheureusement l'algorithme proposé ne permet pas encore de le détecter correctement. En effet, le concept route est fort complexe.

Comme on le voit sur les exemples, une route peut être une région sans trou et allongée ou bien une région avec de grands trous. Ces deux types de représentants du concept n'ont pas du tout les mêmes propriétés.

Nous pensons que la solution réside dans la séparation de ces deux types d'instances en deux sous-concepts. De plus, notre algorithme n'est pour l'instant pas en mesure d'extraire l'information suffisante pour détecter des graphes routiers, et, de façon plus générale, des objets à trous.

## 6 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une méthode de construction d'ontologie associant connaissances directes de l'expert et connaissances indirectes par l'utilisation d'exemples. Nous avons également introduit un algorithme de construction de détecteurs d'objets dans des images en utilisant l'ontologie. Les premières évaluations montrent l'intérêt d'une telle approche et sa généralisation à tous les concepts urbains considérés (sauf celui de route).

Par la suite, nous envisageons d'accroître les connaissances disponibles dans l'ontologie en intégrant notamment des connaissances sur le voisinage. Par exemple, un immeuble projette une ombre et toute région candidate au concept immeuble qui ne serait pas à côté d'une zone d'ombre ne saurait être un immeuble. De même, les maisons sont proches d'autres maisons : une région candidate au concept de maison mais isolée ne saurait être une maison. Enfin, comme déjà indiqué, nous souhaitons gérer les concepts de forme ou topologie complexe (à trous par exemple).

## Références

- Bittner, T. et S. Winter (1999). On ontology in image analysis. *International Workshop On Integrated Spatial Databases ISD'99 1737*, 168–191.
- 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.
- Fonseca, F., M. Egenhofer, P. Agouris, et G. Camara (2002). Using ontologies for integrated geographic information systems. *Transactions in Geographic Information Systems* 6(3), 231–257.
- Gruber, T. (1995). Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing. *International Journal of Human Computer Studies* 43(5/6), 907–928.
- Hürsch, W. et C. Lopes (1995). Separation of concerns. In *Technical report by the College of Computer Science*, Northeastern University.
- Jin, X. et C. H. Davis (2005). Automated building extraction from high-resolution satellite imagery in urban areas using structural, contextual, and spectral information. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* (14), 2196–2206.
- Lefèvre, S., J. Weber, et D. Sheeren (2007). Automatic building extraction in vhr images using advanced morphological operators. In *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas (URBAN)*, Paris.

- Maillot, N. E. et M. Thonnat (2008). Ontology based complex object recognition. *Image Vision Computing* 26(1), 102–113.
- Mezaris, V., I. Kompatsiaris, et M. G. Strintzis (2004). Region-based image retrieval using an object ontology and relevance feedback. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* 2004(1), 886–901.
- Panagi, P., S. Dasiopoulou, G. Papadopoulos, I. Kompatsiaris, et M. Strintzis (2006). A genetic algorithm approach to ontology-driven semantic image analysis. *IEEE International Conference of Visual Information Engineering (VIE) 2006(CP522)*, 132–137.
- Peteri, R., J. Celle, et T. Ranchin (2003). Detection and extraction of road networks from high resolution satellite mages. In *IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 301–304.
- Yager, N. et A. Sowmya (2004). Support vector machines for road extraction from remotely sensed images. In *Computer Analysis of Images and Patterns*, pp. 285–292.
- Yongxue, L., L. Manchun, M. Liang, X. Feifei, et H. Shuo (2006). Review of remotely sensed imagery classification patterns based on object-oriented image analysis. *Chinese Geographical Science* 16(3), 282–288.
- Zhao, H., J. Kumagai, M. Nakagawa, et R. Shibasaki (2002). Semi-automatic road extraction from high-resolution satellite image. In *ISPRS Symposium on Photogrammetry and Computer Vision*, pp. A : 406.

## Summary

Building an efficient interpretation method for very high resolution images requires to rely on domain knowledge. Many specific methods have been developed to provide good results for detection of different kinds of objects like roads or buildings. These approaches involve domain knowledge about the sought object, but they do not express it explicitly. In this article, we propose first to model the knowledge available on the domain under consideration within an ontology. Thus, specific detectors are automatically built from the ontology to extract the interesting objects from the image. This enables a clear separation between the knowledge representation and the extraction methods. This separation makes it possible to apply the detection algorithm on various application domains and to modify the extraction algorithm without modifying the ontology.