

# Analyse orientée-objet pour la détection de bâtiments à partir d'une image satellitaire à très haute résolution spatiale

BOULAASSAL H., NEUSCH T.

*L'utilisation de données à très haute résolution spatiale amène les utilisateurs à changer leurs habitudes en adoptant de nouvelles techniques de traitements. Le présent article évalue l'efficacité de l'analyse d'image orientée-objet pour la détection de bâtiments à partir d'une image à très haute résolution spatiale acquise sur la ville de Strasbourg et sa périphérie. A plus ou moins long terme, cette étude devra faciliter la détection de contours de bâtiments dans un couple d'images satellitaires en vue d'automatiser la chaîne de production de modèles tridimensionnels urbains, acquis actuellement par voie photogrammétrique. Les résultats obtenus dans cette étude sont très prometteurs. Si les contours n'ont pas pu être détectés de manière fiable à cette échelle, l'analyse orientée-objet permet tout du moins de détecter de façon semi-automatique l'existence ou non de bâtiments en zone urbaine de typologie diversifiée.*

## Introduction et contexte du projet

L'identification des bâtiments en milieu urbain et périurbain, constitue un enjeu pour les villes, notamment pour le suivi de la croissance urbaine et des développements du marché de la construction dans les grandes agglomérations. La réponse à la pression de l'urbanisation préconise une base de données pertinente et à jour. Depuis plusieurs années, la mise à jour des plans à l'échelle urbaine est réalisée par le biais de techniques photogrammétriques, manuelles ou semi-automatiques. Avec l'avènement des images à très haute résolution spatiale, les techniques de traitements d'images visant à réaliser des spatiocartes fiables par leur géométrie et leur contenu thématique ont nécessité une remise en question complète. Une nouvelle approche d'analyse

### mots clés

analyse d'image orientée-objet, image à très haute résolution spatiale, segmentation multi-résolution, logique floue.

d'image qualifiée d'"orientée-objet" a ainsi vu le jour et laisse espérer que la mise à jour des plans sera accessible par voie de télédétection spatiale dans un futur proche.

L'étude a été menée au sein de l'équipe PAGE de l'INSA de Strasbourg, spécialisée depuis plusieurs années dans la modélisation tridimensionnelle de bâtiments par technique photogrammétrique. A plus ou moins long terme, cette étude devra faciliter la détection de contours de bâtiments dans un couple d'images satellitaires et ainsi automatiser l'étape initiale dans la chaîne de production de modèles tridimensionnels urbains qui est réalisée pour l'instant par stéréo-restitution sur un couple de clichés. Cet article présente quelques résultats caractéristiques et les limites à l'emploi d'images à très haute résolution spatiale dans une optique de détection de contours de bâtiments urbains.

## Données et outils

La zone d'étude est couverte par une image Quickbird ortho-rectifiée, acquise en mode panchromatique et multispectral à la date du 10 mai 2002 sur Strasbourg et sa périphérie. L'image couvre 10 km x 11 km de territoire et présente en mode panchromatique, une résolution spatiale de 61 cm et en mode multispectral, de 2,44 m. Les données ont été re-échantillonnées respectivement à 0.60 et 2,40 m.

Le logiciel d'analyse d'image eCognition, développé par la firme allemande Definiens Imaging constitue à l'heure actuelle l'un des seuls outils d'analyse orientée-objet disponibles sur le marché. Il a constitué le support essentiel pour cette étude. D'autres outils de traitements d'images et de dessin assisté par ordinateur se sont avérés nécessaires dans les opérations de pré-traitement et d'évaluation.

## Méthodologie de l'extraction de bâtiments

Les classifications selon une approche orientée-objet se sont développées en parallèle au lancement des satellites à très haute résolution spatiale, vers la fin des années 1990. La méthodologie adoptée se déroule en général en trois étapes:

**L'étape de segmentation:** elle tient compte des paramètres spectraux et spatiaux pour subdiviser l'image en régions homogènes. Ces régions sont alors considérées comme "objets" indépendants les uns des autres.

**L'étape de caractérisation des régions:** elle consiste à identifier des règles de reconnaissance des régions par la recherche de leurs propriétés spectrales, topologiques et contextuelles.



■ ■ ■ **L'étape de classification:** elle utilise les règles de reconnaissance des régions pour leur attribuer un degré d'appartenance à une classe et ensuite récupérer les classes thématiques souhaitées.

## ■ Segmentation ou création d'objets d'image

Contrairement aux classifications conventionnelles, les classifications suivant une approche orientée-objet emploient pour unité de base non plus le pixel, mais l’“objet”. Un “objet” ou une “région” représente dans ce contexte un ensemble particulier (agrégation) de pixels adjacents et homogènes, le critère d’homogénéité étant préalablement défini selon une propriété possédant une mesure de similitude (Bonn et Rochon, 1992).

L’outil d’analyse d’image utilisé effectue une segmentation multirésolution (et multi-échelle), considérée comme une technique de fusion de régions. Le principe de croissance de région qui consiste en une procédure de fusion itérative agrégeant progressivement des pixels ou des régions. Cette fusion est réalisée de manière à minimiser l’hétérogénéité de l’objet résultant (Baatz & Schäpe, 2000).

Le critère d’hétérogénéité prend en compte la couleur et la forme de l’objet dans des proportions définies par l’opérateur. Ainsi, en choisissant différentes valeurs pour le “seuil”, on obtient un réseau hiérarchique d’objets qui représente les informations de l’image à différentes résolutions. Chaque échelle de segmentation constitue un niveau

	Bandes spectrales introduites	Paramètre “ECHELLE”	Paramètre “COULEUR”	Paramètre “COMPACITE”
Niveau 1	Panchromatique filtrée	15	0.6	0.3
Niveau 2	Proche infrarouge et panchromatique	30	0.8	0.5
Niveau 3	Proche infrarouge	50	0.8	0.5
Niveau 4	Proche infrarouge	100	0.8	0.5

**Tableau 1 : Paramètres de segmentation employés dans chaque niveau**

d’abstraction de l’image. Ce réseau hiérarchique est défini topologiquement, c’est-à-dire d’une part le contour d’un objet supérieur coïncide avec les contours de ses sous-objets et d’autre part chaque objet connaît son contexte, c’est à dire, ses voisins, ses sous-objets (objets du niveau inférieur) et ses super-objets (objets d’un niveau supérieur). La figure 1 illustre le réseau hiérarchique et ses niveaux.

La première tâche consiste à définir les paramètres optimaux – d’un point de vue échelle de segmentation et critères d’hétérogénéité – répondant favorablement à la problématique de détection de bâtiments (tableau 1). La figure 2 présente une portion d’image Quickbird ayant subi deux niveaux de segmentation.

## ■ Classification basée sur la logique floue

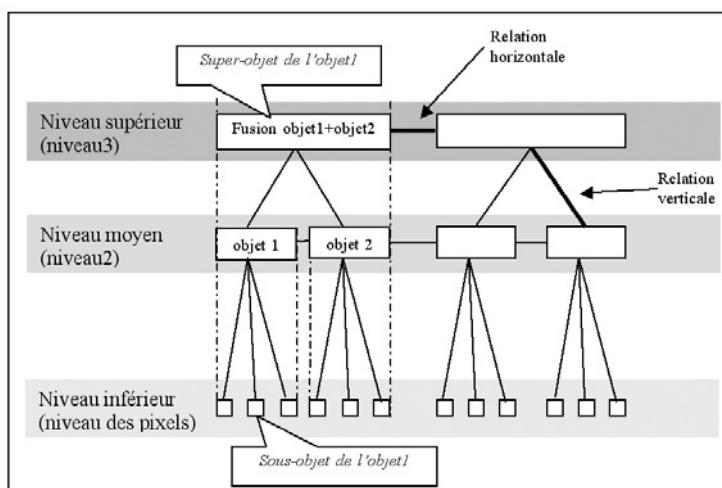
Dans la perspective conceptuelle, les objets disponibles peuvent être caractérisés et distingués par leurs propriétés intrinsèques (spectrales, de forme, de texture), topologiques (rapports géométriques entre objets) et/ou contextuelles (rapports sémantiques entre objets) (Benz, 2003). Ainsi, chaque

classe d’objet est décrite selon les connaissances de ses propriétés spectrales, topologiques et sémantiques. Les critères disponibles pour décrire chaque classes d’objet génèrent donc un espace de critères à n dimensions. D’autre part, la classification se base sur le principe de la logique floue. Dans la logique classique, les variables gérées sont booléennes, ce qui signifie qu’elles ne prennent que deux valeurs (soit 0, soit 1). La logique floue, quant à elle, a pour but de raisonner à partir de connaissances imparfaites qui opposent résistance à la logique classique (Hofmann, 2001). Une des caractéristiques du raisonnement humain est qu’il est basé sur des données imprécises, incomplètes ou incertaines. Pour cela, la logique floue se propose de remplacer les variables booléennes par des variables floues (valeurs possibles entre 0 et 1).

Ainsi, lorsque l’objet rencontré par le classificateur dispose par exemple d’une réponse spectrale moyenne située dans un intervalle prédéfini, il sera affecté d’un degré d’appartenance à la classe la plus probable situé entre 0 (non appartenance) et 1 (appartenance). Entre les deux valeurs, le degré d’appartenance est calculé selon une fonction non nécessairement linéaire.

## Extraction des surfaces bâties

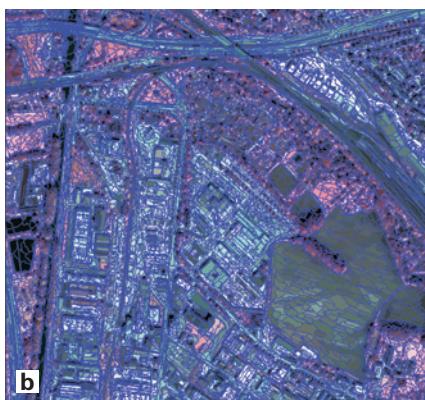
Il était à prévoir qu’une classification aboutissant à l’extraction directe des surfaces bâties serait délicate. Ceci nous a amené à envisager une classification préalable mettant en oeuvre une procédure éliminatoire, basée sur le masquage des classes d’objets non désirées. En effet, il est apparu judicieux de commencer à classifier les classes d’objets les plus aisées à identifier, c’est-à-dire pouvant être discriminées par très peu de règles. Ainsi les classes telles que la “végétation” et l’“eau” ont pu être écartées par l’introduction d’un critère de discrimination basé sur l’in-



**Figure 1 : Illustration du réseau hiérarchique des objets d’image (Hofmann, 2001, modifié).**



a



b

**Figure 2 : Exemples de niveaux de segmentations a) Niveau 1; b) Niveau 4**

dex de végétation (Boulaassal, 2004). La figure 3 présente cette classification préliminaire.

Les bâtiments recherchés appartiennent à la classe de surfaces bâties, par conséquent, une évaluation de cette classe s'avère utile. L'évaluation d'une classification basée sur la logique floue peut se faire par des paramètres statistiques issus de la différence entre deux degrés d'appartenance de l'objet à une classe. Ainsi, le plus grand degré et le second degré d'appartenance sont comparés (Benz et al., 2003), et présentés dans le tableau 2.

Ce tableau montre que les objets constituant la classe de surfaces bâties sont attribués à cette classe avec une moyenne de  $0.963 \pm 0.036$ , soit un degré d'appartenance de 96 % selon les critères choisis, avec  $\pm 3.6\%$  d'incertitude. Même si ce contrôle n'est pas rigoureusement indépendant des critères d'appartenance choisis, on peut considérer que la classe de surfaces bâties est définie de manière satisfaisante.

#### Détection des bâtiments

Une fois les surfaces bâties délimitées, nous pouvons nous concentrer sur les bâtiments qui s'y trouvent. La zone d'étude contient divers types de tissus urbains caractérisés notamment par différentes toitures. Des règles iden-

tiques ne conviennent donc pas à l'ensemble de la zone pour l'extraction automatique des toits de bâtiments.

C'est pourquoi une sectorisation a été effectuée selon la densité urbaine et la nature des toits. Ainsi chaque secteur urbain a été analysé séparément, le temps de définir les critères de discrimination adéquats. Le secteur de l'urbain peu dense a été choisi dans un secteur d'habitat collectif et l'urbain dense dans un secteur proche de l'hyper-centre de Strasbourg. Deux exemples illustrant les résultats obtenus dans des tissus urbains différents sont présentés dans la figure 4.

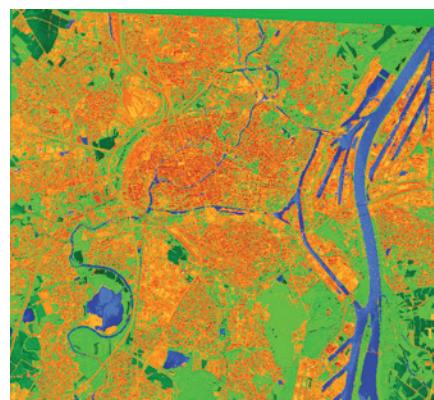
#### • Evaluation Qualitative

L'évaluation qualitative des résultats obtenus est présentée dans le tableau 3. Ce tableau rassemble également les critères qui ont été déterminants dans la qualité de détection automatique de bâtiments pour les secteurs urbains principaux.

Par conséquent, la qualité de détection dépend de trois caractéristiques essentielles caractérisant les bâtiments, à savoir: la densité urbaine, la taille du bâtiment (en terme d'emprise au sol) et la réponse spectrale de son toit.

Il ressort également de cette évaluation qualitative que:

- L'augmentation de densité urbaine amoindrit la qualité de la détection.



Surfaces bâties	Eau
Végétation	Parcelles agricoles

**Figure 3 : Classes d'occupation du sol détectées dans la classification préliminaire**

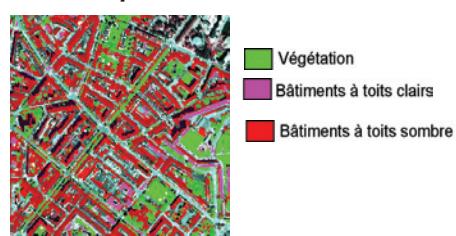
- Plus les bâtiments sont imposants, meilleure sera leur détection.
- Les couvertures claires sont détectables plus aisément que les toitures sombres.

Les deux premières remarques amènent à penser que la résolution spatiale est un critère d'influence déterminant dans la qualité de la détection de bâtiments.

La troisième remarque pourrait vraisemblablement être améliorée par l'emploi de capteurs à plus haute résolution spectrale. Mais cette supposition reste à vérifier étant donné qu'une plus



**a) urbain peu dense (habitat collectif)**



**b) urbain dense**

**Figure 4 : Détection de bâtiments dans deux tissus urbains différents**

**Tableau 2 : Evaluation de la classification préliminaire**

Classe thématique	Nombre d'objets	Moyenne	Ecart-type	Minimum	Maximum
Végétation	553122	0.995	0.051	0	1
Ombre	10702	0.933	0.214	0	1
Eau	80799	0.952	0.011	0.025	1
Parcelle cultivée	16093	0.971	0.028	0.003	1
Surfaces bâties	645966	0.963	0.036	0	1

Secteur	Caractéristiques	Qualité de detection	Caractéristique dominante pour la detection
Urbain très dense (hypercentre)	Très dense –Toits sombres	Mauvaise	Densité urbaine
urbain dense	Dense –Toits sombres	Moyenne	
Urbain peu dense (habitat collectif)	Peu dense – Grande taille (immeubles) –Toits sombres	Bonne	Taille de bâtiments (en surfaces)
Urbain peu dense (habitat individuel)	Peu dense – Petite taille Toits sombres	Moyenne	
Zone industrielle	Toits sombres	Bonne	la réponse spectrale de la substance des toits
	Toits brillants		

Tableau 3 : Evaluation qualitative de la détection de bâtiments

	Bâtiments détectés	Bâtiments existants	% de détection
Secteur industriel	61	82	74
Secteur urbain très dense (hypercentre)	Blocs de bâtiments		92
Secteur urbain dense	99	112	88
Secteur urbain peu dense (habitat collectif)	42	50	84
Secteur peu dense (habitat individuel)	71	88	80
Secteur mixte	67	98	68

Tableau 4 : Evaluation quantitative de la détection de bâtiments

■■■ grande dimension spectrale et spatiale engendre de nouveaux problèmes de discrimination en raison d'un espace de critères (spectraux et spatiaux) élargi.

#### • Evaluation quantitative

De manière à quantifier la précision des résultats de détection de bâtiments, le nombre de bâtiments détectés par notre méthode a été comparé au nombre de bâtiments existants et ce, secteur par secteur. Un taux de détection a ainsi pu être établi (tableau 4). La moyenne générale de détection est de 81 %. Ce résultat est tout à fait satisfaisant, si l'on rappelle que cette détection se base uniquement sur des règles de reconnaissances (et nullement sur des zones échantillons à l'instar d'une classification supervisée).

## Conclusion et perspectives

Les résultats obtenus à travers cette étude sont satisfaisants et soulignent l'influence des critères de taille, de densité et de couverture des bâtiments dans la qualité de leur détection.

Si la géométrie de contour du bâtiment reste peu fiable, la détection automatique de la présence ou de l'absence de bâti est rendue possible. Le pas réalisé

est d'importance. En effet, les règles d'appartenance créées dans cette étude pourront être réutilisées avec très peu d'adaptations sur des données équivalentes. Ainsi, sans aucune intervention supervisée, elles permettront de détecter l'existence de bâtiments urbains et d'alimenter les études tant appréciées de détection de changements par télédétection, en milieu urbain. Enfin, avec l'évolution permanente des technologies d'acquisitions (meilleures résolutions spatiales et spectrales des capteurs de télédétection), la méthodologie mise en place dans ce travail pourra être affinée pour espérer aboutir, à plus ou moins long terme, à la production automatique de contours de bâtiments. Sur la base d'un couple stéréoscopique d'images satellites, il sera alors envisageable de produire automatiquement des modèles tridimensionnels urbains avec une précision approchant à grande vitesse celle fournie par les techniques conventionnelles de la photogrammétrie aérienne. ●

## Bibliographie

Baatz & Schäpe, A., 2000 : *Multiresolution Segmentation - an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation*,

In: Strobl, J. and Blaschke, T. (eds): *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII*, Wichmann Verlag.

Benz, U.C., Hofmann, P. Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2003 : *Multi-resolution, object fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information*. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 58 p. 239–258.

Bonn F. & Rochon G., 1992 : *Précis de télédétection*, Vol. n° 1: Principes et méthodes, Québec, PUQ/AUPELF, 477 p.

Boulaassal, H., 2004 : *Apport de l'analyse orientée-objet à la détection de bâtiments, sur la base d'une image à très haute résolution spatiale*, Mémoire de troisième cycle présenté pour l'obtention du Diplôme d'Ingénieur d'Etat en Topographie, dans le cadre d'une collaboration entre IAV-Hassan II (Maroc) et INSA de Strasbourg (France).

Hofmann, P., 2001 : *Detecting Informal settlements from IKONOS image data, using methods of object oriented image analysis - an example from cape town (South Africa)*. Remote Sensing of Urban Areas/ Regensburger Geographische Schriften, Heft 35. Regensburg. ISBN 3-88246-222-1.

## ABSTRACT

*Main objective of this article is to evaluate the potential of an object oriented image analysis for building detection, based on very high spatial resolution images acquired on Strasbourg. The study has been done in the PAGE team of INSA Strasbourg, specialized since several years in three-dimensional building modeling using photogrammetric techniques. In the long or short term, this study should provide a detection of building contours with a couple of satellite images and thus to automate the initial step in the chain of urban three-dimensional model production. The results obtained in this study are very promising. Even if no reliable contours can be detected at this scale, the object oriented analysis allows a semi-automatic detection of the existence of buildings in different types of urban areas.*