

G

Département de géomatique appliquée  
Faculté des lettres et sciences humaines  
Université de Sherbrooke

**Détection automatique des changements du bâti en milieu urbain  
sur des images à très haute résolution spatiale (Ikonos et QuickBird)  
en utilisant des données cartographiques numériques**

Mourad BOUZIANI 1973-

Thèse présentée pour l'obtention du grade de  
Philosophiae Doctor (Ph.D.) en télédétection

© Bouziani, 2007

I-2264

## REMERCIEMENTS

Je voudrais tout d'abord remercier mes directeurs de recherche, les professeurs Kalifa Goïta et Dong-Chen He d'avoir accepté de diriger ma thèse. Je tiens à leur exprimer ma reconnaissance pour leur implication scientifique dans cette recherche, pour leurs conseils pertinents et pour leur soutien financier et moral. Leurs qualités scientifiques et humaines ont été importantes pour moi durant les années de cette thèse.

Je remercie également les membres du jury pour l'intérêt accordé à ma thèse et pour avoir accepté de l'évaluer.

L'accomplissement de cette recherche a été possible grâce au financement du Conseil de recherche en sciences naturelles et en génie du Canada à travers les subventions de mes directeurs de recherches et grâce à l'aide de l'Université de Sherbrooke et du CARTEL qui m'ont octroyés plusieurs bourses. Je tiens ici à remercier Diane Robitaille de son aide précieuse pour compléter mes dossiers de demande de bourses durant mes séjours au Maroc.

J'adresse mes sincères remerciements aux professeurs Claude Caron, El Hassane Semlali, Mohammed Ettarid, Driss Tahiri et François Cavayas pour leurs aides précieuses au début de ma thèse. Je remercie aussi tous mes collègues enseignants-chercheurs ainsi que le personnel de soutien de la Filière de Formation en Topographie de l'Institut Agronomique et Vétérinaire Hassan II de Rabat pour leurs appui et encouragements.

Mes remerciements vont également aux professeurs et au personnel de soutien du département de géomatique appliquée de l'Université de Sherbrooke et à tous les étudiants chercheurs du CARTEL. Je cite particulièrement Yves Voirin et Martin Béland qui m'ont fait profiter de leurs expériences en détection des changements sur les images satellitaires.

Je termine en remerciant tous les membres de ma famille pour leur patience, leur soutien et leurs encouragements. Un grand merci à ma mère Zehra et mon père Mohamed qui m'ont toujours entouré d'amour; cette thèse est aussi la vôtre. A ma sœur Bouchra et mes frères Khalid et Fouad qui m'ont beaucoup aidé durant toutes ces longues années. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde gratitude et toute ma reconnaissance. A ma douce épouse Imane : ta présence à mes côtés pour m'encourager m'a beaucoup aidé. Merci aussi pour tes conseils scientifiques qui m'ont permis d'avancer rapidement dans mes travaux. Je te souhaite bon courage pour la suite de ta thèse. A notre cher fils Mohamed Yassine qui a enduré tant de sacrifices durant ces années, je te promets des jours meilleurs.

## RÉSUMÉ

**Bouziani Mourad (2007)** Détection automatique des changements du bâti en milieu urbain sur des images à très haute résolution spatiale (Ikonos et QuickBird) en utilisant des données cartographiques numériques. Département de Géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), 150 p.

La mise à jour des bases de données cartographiques en milieu urbain est une opération difficile et coûteuse. Elle peut être facilitée par une méthode automatique de détection des changements à partir des images satellitaires. Plusieurs méthodes ont été développées pour les images à faible et moyenne résolution spatiale. Ces méthodes ne sont pas adaptées pour les images à très haute résolution spatiale (THRS) et ne sont pas applicables en milieu urbain. Ce projet de recherche propose une nouvelle méthode pour la détection des changements du bâti à partir des images THRS du milieu urbain et en s'appuyant sur les données cartographiques numériques existantes.

La méthodologie proposée est composée de plusieurs étapes. La connaissance existante sur les bâtiments et les autres objets urbains est d'abord modélisée puis sauvegardée dans une base de connaissance. Des règles de détection de changement sont définies et intégrées dans cette étape. L'approche étant orientée objet, l'image multispectrale est ensuite segmentée. Les paramètres de segmentation sont déduits grâce à l'intégration entre l'image et une base de données géographique (BDG). Par la suite, l'image segmentée est analysée à l'aide de la base de connaissance pour localiser les segments où le changement de bâtiment est le plus probable. Les règles de détection des changements sont alors appliquées sur les segments probables pour déduire les segments qui représentent les changements de bâtiments. Ces changements représentent les mises à jour de bâtiments à apporter à la BDG. Finalement, la carte des changements obtenue est évaluée avant d'être intégrée dans la BDG. Les données utilisées dans cette recherche concernent la ville de Sherbrooke au Québec et la ville de Rabat au Maroc. Pour Sherbrooke, nous avons utilisé une image Ikonos acquise en octobre 2004, une image Ikonos acquise en juillet 2006 et une BDG à l'échelle 1 : 20 000. Pour Rabat, une image QuickBird acquise en août 2004 a été utilisée avec une BDG à l'échelle 1 : 10 000. Les résultats obtenus sur plusieurs sites d'étude sont encourageants. En effet, sur l'ensemble de ces sites, le taux de bonne détection est de 90 %. L'erreur moyenne de position obtenue est de 3 m pour Ikonos et de 2 m pour QuickBird. La méthode proposée présente quelques limitations au niveau de la détection des contours exacts des bâtiments. Elle pourrait être améliorée en incluant un post-traitement sur la forme des bâtiments détectés. La méthode proposée pourrait être appliquée dans un processus de mise à jour cartographique ou comme moyen de contrôle de la qualité d'une base de données topographique.

**ABSTRACT**

**Bouziani Mourad (2007)** Automatic change detection of buildings in urban environment from very high spatial resolution images (Ikonos and QuickBird) using existing digital maps. Département de Géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), 150 p.

The updating of cartographic databases in urban environments is a difficult and expensive task. It can be facilitated by an automatic change detection method. Several methods have been developed for medium and low spatial resolution images. These methods are not adapted for the very high spatial resolution images (VHSR) and are not applicable in urban environment. This study proposes a new method for change detection of buildings in urban environments from VHSR images and using existing digital cartographic data.

The proposed methodology is composed of several stages. The existing knowledge on the buildings and the other urban objects are first modelled and saved in a knowledge base. All change detection rules are defined at this stage. Then, the image is segmented. The parameters of segmentation are computed thanks to the integration between the image and the geographical database (GDB). Thereafter, the segmented image is analyzed using the knowledge base to localize the segments where the change of building is likely to occur. The change detection rules are then applied on these segments to identify the segments that represent the changes of buildings. These changes represent the updates of buildings to add to the geographical database. Finally, the map representing changes is assessed before being integrated in the geographical database. The data used in this research concern the city of Sherbrooke (Quebec, Canada) and the city of Rabat (Morocco). For Sherbrooke, we used an Ikonos image acquired in October 2004, an Ikonos image acquired in July 2006 and a GDB at the scale of 1: 20 000. For Rabat, a QuickBird image acquired in August 2004 has been used with a GDB at the scale of 1: 10 000. The results of tests on several zones are encouraging. Indeed, the rate of good detection is of 90 %. Concerning the geometric precision of detection, the mean error is 3 m for Ikonos and 2 m for QuickBird. The proposed method presents some limitations on the detection of the exact contours of the buildings. It could be improved by including a shape post-analysis of detected buildings. The proposed method can be integrated in a cartographic update process or as a method for the quality assessment of a topographic database.

## TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENTS .....	II
RÉSUMÉ.....	III
ABSTRACT .....	IV
LISTE DES FIGURES .....	VIII
LISTE DES TABLEAUX .....	X
ACRONYMES ET SIGLES.....	XI
1. INTRODUCTION.....	1
1.1 Contexte.....	1
1.2 Problématique.....	2
1.3 Objectifs .....	6
1.4 Hypothèses .....	6
1.5 Pertinence et originalité de la recherche.....	7
1.6 Présentation du plan de la thèse.....	8
2. REVUE DE LITTÉRATURE .....	9
2.1 Détection de changement à partir des images de télédétection .....	9
2.1.1 Comparaison image-image.....	10
2.1.2 Comparaison carte-image.....	19
2.2 Application à la mise à jour cartographique.....	24
2.3 Utilisation des images à très haute résolution spatiale .....	26
2.4 Développements actuels .....	28
2.4.1 Approche par objet .....	28
2.4.2 Utilisation de la connaissance <i>a priori</i> .....	30
2.4.3 Fusion de données multi-sources.....	31
2.4.4 Intelligence artificielle.....	32

2.5	Conclusion partielle .....	32
3.	MÉTHODOLOGIE .....	34
3.1	Introduction .....	34
3.2	Typologie des changements .....	34
3.3	Méthodologie générale .....	36
3.4	Étapes de la méthode proposée.....	40
3.4.1	Collecte des données et prétraitements.....	40
3.4.2	Modélisation de la réalité urbaine .....	40
3.4.3	Segmentation de l'image multispectrale .....	52
3.4.4	Phase d'apprentissage.....	57
3.4.5	Détection des changements du bâti .....	68
3.4.6	Évaluation des résultats .....	74
3.5	Conclusion partielle.....	80
4.	DONNÉES UTILISÉES.....	81
4.1	Données sur la ville de Sherbrooke .....	82
4.1.1	Image Ikonos de Sherbrooke .....	83
4.1.2	Carte de Sherbrooke .....	84
4.2	Données sur la ville de Rabat .....	85
4.2.1	Image de Rabat .....	85
4.2.2	Carte de Rabat .....	86
4.3	Relation entre la taille du pixel et l'échelle de la carte.....	87
4.3.1	Précision géométrique .....	88
4.3.2	Contenu sémantique .....	88
4.4	Fusion des images.....	89
4.5	Correction géométrique .....	90
4.5.1	Calage entre la carte et l'image.....	90

4.5.2	Influence du relief et de la hauteur des bâtiments sur la précision géométrique .....	91
4.6	Données auxiliaires.....	92
5.	RÉSULTATS .....	94
5.1	Introduction .....	94
5.2	Évaluation de la méthode proposée étape par étape .....	94
5.2.1	Présentation des sites utilisés.....	95
5.2.2	Présentation des résultats.....	99
5.3	Application de la méthode proposée sur d'autres sites .....	114
5.3.1	Présentation des sites utilisés.....	114
5.3.2	Présentation des résultats.....	118
5.4	Conclusion partielle.....	124
6.	DISCUSSION.....	125
6.1	Approche par objet et méthode de segmentation.....	125
6.2	Complexité du milieu et types d'informations utilisées.....	127
6.3	Apport de la connaissance dérivée de la carte .....	129
6.4	Utilisation des règles et détermination de leur importance .....	130
6.5	Détection du changement .....	132
7.	CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS .....	135
7.1	Conclusion générale .....	135
7.2	Contributions de la thèse .....	137
7.3	Limitations de la méthode proposée et propositions d'amélioration.....	138
7.4	Perspectives de développement .....	139
	RÉFÉRENCES .....	141
	ANNEXES .....	151

## LISTE DES FIGURES

Figure 3.1. Typologie des changements dans une base de données géographiques.....	35
Figure 3.2. Méthodologie proposée pour la détection des changements des bâtiments.....	36
Figure 3.3. Modélisation de la réalité urbaine .....	41
Figure 3.4. Modèle des transitions entre classes d'objets.....	47
Figure 3.5. Étapes de la méthode de segmentation proposée .....	53
Figure 3.6. Principe d'apprentissage et d'interprétation.....	59
Figure 3.7. Apprentissage guidé par la carte .....	60
Figure 3.8. Détection des bâtiments détruits .....	69
Figure 3.9. Détection des nouveaux bâtiments.....	71
Figure 3.10. Évaluation de la carte des changements.....	77
Figure 3.11. Exemple illustrant le calcul de la distance de Hausdorff. ....	79
Figure 3.12. Exemple illustrant le principe de calcul du rapport de surface .....	80
Figure 4.1. Changements au Nord-ouest de Sherbrooke entre 2001 et 2004 .....	83
Figure 4.2. Image Ikonos de Sherbrooke acquise en 2004.....	84
Figure 4.3. Image Quickbird de Rabat acquise en 2004.....	86
Figure 5.1. Extrait de l'image Ikonos de Sherbrooke de 2004 et la couche du bâti en 2000 du site 1.....	95
Figure 5.2. Extrait de l'image Ikonos de Sherbrooke de 2004 et la couche du bâti en 2000 du site 2.....	96
Figure 5.3. Extrait de l'image QuickBird de Rabat de 2004 et la couche du bâti en 1999 du site 3.....	97
Figure 5.4. Extrait de l'image QuickBird de Rabat de 2004 et la couche du bâti en 1999 du site 4.....	98
Figure 5.5. Résultats de la segmentation sur les extraits 1 et 2 de l'image Ikonos de Sherbrooke .....	100

Figure 5.6. Résultats de la segmentation sur les extraits 3 et 4 de l'image QuickBird de Rabat .....	101
Figure 5.7. Résultats de détection des nouveaux bâtiments sur les extraits 1 et 2 de l'image Ikonos 2004 de Sherbooke .....	106
Figure 5.8. Résultats de détection des nouveaux bâtiments sur les extraits 3 et 4 de l'image QuickBird 2004 de Rabat .....	107
Figure 5.9. Site 1 – Image Ikonos 2004 de Sherbrooke : Analyse de position et rapport de surface.....	111
Figure 5.10. Site 2 - Image Ikonos 2004 de Sherbrooke : Analyse de position et rapport de surface.....	111
Figure 5.11. Site 3 – Image QuickBird 2004 de Rabat : Analyse de position et rapport de surface.....	112
Figure 5.12. Site 4 - Image QuickBird 2004 de Rabat : Analyse de position et rapport de surface.....	112
Figure 5.13. Site 5 : Extrait d'image Ikonos 2004 de Sherbrooke .....	115
Figure 5.14. Site 5 : Extrait de la carte existante de Sherbrooke.....	115
Figure 5.15. Site 6 : Extrait d'image QuickBird 2004 de Rabat .....	116
Figure 5.16. Site 6 : Extrait de la carte existante de Rabat.....	116
Figure 5.17. Site 7 : Extrait d'image Ikonos 2006 de Sherbrooke .....	117
Figure 5.18. Site 7 : Extrait de la carte existante de Sherbrooke.....	117
Figure 5.19. Résultats de détection des changements sur l'extrait 5 de l'image Ikonos 2004 de Sherbrooke.....	119
Figure 5.20. Carte de référence des changements réels du bâti sur le site 5 .....	119
Figure 5.21. Résultats de détection des changements sur l'extrait 6 de l'image QuickBird 2004 de Rabat .....	120
Figure 5.22. Carte de référence des changements réels du bâti sur le site 6 .....	120
Figure 5.23. Résultats de détection des changements sur l'extrait 7 de l'image Ikonos 2006 de Sherbrooke.....	121
Figure 5.24. Carte de référence des changements réels du bâti sur le site 7 .....	121

**LISTE DES TABLEAUX**

Tableau 3.1. Connaissances et attributs des classes d'objets .....	42
Tableau 3.2. Indices spectraux utilisés .....	44
Tableau 3.3. Indices géométriques utilisés .....	45
Tableau 4.1. Caractéristiques des images utilisées.....	81
Tableau 4.2. Caractéristiques des cartes numériques utilisées .....	81
Tableau 4.3. Valeurs des indices géométriques pour certaines formes de bâtiments.....	92
Tableau 4.4. Valeurs spectrales pour certaines sous-classes de bâtiments.....	93
Tableau 4.5. Valeurs spectrales pour certaines sous-classes de routes .....	93
Tableau 5.1. Résultats d'évaluation de la segmentation.....	102
Tableau 5.2. Résultats de l'estimation des poids des règles .....	103
Tableau 5.3. Résultats de détection du changement.....	108
Tableau 5.4. Détermination de l'importance des règles.....	113
Tableau 5.5. Résultats de détection du changement sur les sites 5, 6 et 7.....	122
Tableau 5.6. Erreur géométrique moyenne et rapport de surface sur les sites 5, 6 et 7 .....	122

**ACRONYMES ET SIGLES**

<b>ANCFCC</b>	Agence nationale de la conservation foncière, du cadastre et de la cartographie
<b>BDG</b>	Base de Données Géographiques
<b>BDTQ</b>	Base de Données Topographiques du Québec
<b>DGIG</b>	Direction Générale de l'Information Géographique
<b>IBS</b>	Indice de brillance du sol
<b>Icm</b>	Indice de compacité
<b>Icv</b>	Indice de concavité
<b>Ie</b>	Indice d'élongation
<b>INC</b>	Indice des zones construites
<b>IOB</b>	Indice d'ombre
<b>IP</b>	Indice de piscine
<b>MNA</b>	Modèle numérique d'altitude
<b>MNS</b>	Modèle numérique de surface
<b>MRNF</b>	Ministère des Ressources Naturelles et de la Faune du Québec
<b>MS</b>	Multispeccrale
<b>NDVI</b>	Normalized Difference Vegetation Index
<b>PAN</b>	Panchromatique
<b>SIG</b>	Systèmes d'Information Géographiques
<b>THRS</b>	Très Haute Résolution Spatiale
<b>TM</b>	Thematic Mapper

## **1. INTRODUCTION**

Ce premier chapitre présente d'abord le contexte général de ce travail de recherche. Il expose ensuite la problématique, les objectifs et les hypothèses de la thèse. Le chapitre se termine par la présentation de la pertinence et l'originalité de la thèse.

### **1.1 Contexte**

Pour la plupart des études de planification, d'aménagement et de prise de décision, l'utilisation des informations précises sur le territoire est indispensable. Les cartes permettent de répondre à ce besoin en donnant une description du monde réel dans lequel nous vivons. Pour que cette description soit précise et fiable, il faut, entre autres, que la carte soit mise à jour régulièrement.

Dans tous les pays, qu'ils soient développés ou en voie de développement, il y a toujours une demande pressante en matière de mise à jour cartographique. Le besoin de créer et de maintenir les bases de données géographiques (BDG) est devenu une priorité importante. Une carte mise à jour doit contenir toutes les informations possibles sur le monde réel pour qu'elle corresponde à l'état de la réalité à la date la plus actuelle possible.

Les premières applications cartographiques des milieux urbains par données satellitaires ont été réalisées avec des images Landsat TM. Cependant, la résolution moyenne de ces images a restreint leur utilisation aux petites échelles et pour des applications limitées (Puissant and Weber, 2002). Avec l'apparition des images Spot, de nombreuses études urbaines ont été réalisées. Toutefois, leur utilisation concrète par les décideurs et les gestionnaires urbains était peu répandue. Elle concernait principalement la cartographie de l'occupation du sol en différenciant les zones urbaines des zones non urbaines. Cette limitation était due essentiellement aux difficultés techniques dans les traitements et à la résolution spatiale des

capteurs qui ne permettaient pas d'appréhender correctement l'hétérogénéité urbaine (Carleer *et al.*, 2006).

L'apparition des nouveaux capteurs satellitaires (Ikonos, Quickbird, et Orbview par exemple), capables de fournir des images à très haute résolution spatiale (THRS) suscite donc des attentes importantes chez les aménagistes urbains (Holland *et al.*, 2006). Les applications urbaines seront ainsi de plus en plus développées comme par exemple la cartographie topographique, l'analyse spatio-temporelle de l'évolution urbaine et la mise à jour cartographique.

## 1.2 Problématique

L'approche typique usuelle pour la mise à jour cartographique repose sur l'utilisation de photographies aériennes récentes. Le cycle de mise à jour des BDG est de l'ordre de plusieurs années (Walter, 2000). L'augmentation de la fréquence des mises à jour est rendue difficile pour deux raisons : d'une part, les photographies aériennes pour les grandes zones sont onéreuses et généralement non disponibles pour les intervalles de temps voulus. D'autre part, la méthode interactive des mises à jour est coûteuse en temps et en argent et nécessite l'intervention permanente de personnes qualifiées ou d'experts.

La première difficulté est actuellement surmontée avec l'avènement des nouveaux capteurs satellitaires capables de fournir, à des intervalles de temps réduits, des images THRS adaptées aux besoins du milieu urbain. Les images fournies par ces capteurs vont ainsi constituer une source importante de données cartographiques en concurrence avec les images à moyenne résolution non adaptées aux besoins urbains et les photographies aériennes coûteuses et souvent non disponibles. Les capteurs à THRS ont permis de créer de fortes attentes quant à la production et la mise à jour des cartes numériques à grande échelle. Quelques recherches ont été conduites dans ce sens, mais le potentiel de ces images à THRS reste toujours mal connu pour la détection et l'identification des changements dans le milieu urbain (Baltsavias, 2004).

Quant à la deuxième difficulté qui concerne la méthode de mise à jour, elle est encore présente. Habituellement, le processus de mise à jour peut être subdivisé en trois étapes principales : premièrement, les changements d'occupation du sol doivent être détectés. En seconde étape, plusieurs sources de données doivent être utilisées pour ajouter des attributs aux objets (type de bâtiment par exemple). Dans la troisième et dernière étape, les changements et les attributs doivent être intégrés à la BDG.

La première étape de ce processus (c'est-à-dire la détection des changements) est la plus difficile et celle qui demande le plus de travail (Walter, 2004). Les approches les plus utilisées pour arriver à détecter les changements sur les images reposent sur des opérations interactives longues et difficiles. C'est pour cette raison que l'automatisation est importante. En effet, l'utilisation de l'automatisation dans le processus de détection permet de faciliter la détection et l'identification des changements. L'interprète pourrait ainsi se concentrer sur l'analyse des zones de changement au lieu de s'exposer à toute l'information contenue dans la totalité de l'image (Coppin and Bauer, 1996).

Plusieurs méthodes ont été proposées pour la détection automatique des changements à partir d'images satellitaires. Une revue de ces méthodes peut être trouvée dans Singh (1989), Coppin and Bauer (1996), Lunetta et Elvidge (1999), Mas (1999) Civco *et al.* (2002) et Jensen (2004). Elles varient entre méthodes assistées et méthodes automatiques, entre méthodes orientées pixels et méthodes orientées objets, et entre méthodes basées sur les caractéristiques spectrales des objets et méthodes basées sur l'intelligence artificielle.

Les méthodes les plus utilisées sont basées sur une comparaison pixel par pixel de deux images acquises à deux dates différentes. Deux catégories de techniques existent. La première catégorie utilise une comparaison, avant la classification des images, sur la base des valeurs radiométriques originales ou transformées (en composantes principales par exemple). Cette façon de faire est simple mais elle permet de faire uniquement la détection automatique des changements. L'identification des changements est, le plus souvent, confiée à un interprète. La deuxième catégorie utilise une comparaison, après classification des

images, sur la base des classes d'appartenance des pixels. Les techniques de cette catégorie permettent, en même temps, la détection et l'identification automatiques des changements.

Plusieurs études ont utilisé des techniques de détection de changement automatiques (Taylor *et al.*, 2000; Zhang *et al.*, 2002 ; Liu and Lathrop, 2002). Cependant, les résultats obtenus n'atteignent pas un taux de satisfaction élevé. De plus, elles ont été appliquées dans des contextes autres que le milieu urbain et ont utilisé des images à résolution spatiale moyenne ou faible. Ce qui limite leur application à une mise à jour des cartes aux petites échelles (Baudouin *et al.*, 2002).

En raison du taux élevé et accéléré des changements urbains et des extensions des zones urbaines, il existe actuellement un intérêt croissant pour trouver des techniques rapides et efficaces pour cartographier ces changements et par la suite mettre à jour les BDG existantes avec la précision requise (Baltsavias, 2004). De ce fait, la détection des changements est devenue un domaine de grand intérêt dans les dernières années pour la télédétection et les systèmes d'information géographique (SIG).

En effet, avec l'arrivée des images à THRS, de nouvelles possibilités dans la recherche de méthodes automatiques pour la détection des changements sont ouvertes. De plus, ce ne sont plus seulement les changements globaux et à long terme qui suscitent l'intérêt. Il y a également une demande croissante concernant le suivi des changements à court terme pour des objets et des phénomènes plus fins. Des objets comme les bâtiments et les routes, qui étaient difficilement identifiables sur les anciennes images, sont clairement identifiés sur les images à THRS.

Par ailleurs, la haute résolution de ces images est accompagnée par une variabilité spectrale importante et un grand nombre de données qui doivent être traitées. La recherche à travers ces données devient difficile pour détecter les changements qui intéressent les utilisateurs. Ainsi, l'automatisation du processus de détection des changements devient plus primordial

qu'avant pour venir en aide à l'opérateur dans la recherche des changements significatifs de la manière la plus rapide possible.

L'identification automatique des changements est difficile. En utilisant des techniques existantes de détection du changement, la carte des changements comporte souvent de nombreux faux résultats qui ne correspondent pas à la réalité. L'expertise humaine est souvent sollicitée pour distinguer les zones réellement changées des faux changements. La difficulté est beaucoup plus importante en milieu urbain en raison de sa complexité. En effet, il est caractérisé par une grande diversité d'occupation du sol sur des surfaces restreintes. De plus, les éléments constitutifs de ce milieu (par exemple : les routes, bâtiments, espaces verts,...) se distinguent des milieux ruraux et naturels par une répétitivité plus grande et par des tailles plus petites. Pour prendre en compte toutes ces caractéristiques et améliorer ainsi les résultats, il est donc nécessaire de développer une démarche intelligente qui utilise toutes les informations disponibles sur les objets de l'étude telle que la couleur, la texture et la forme ainsi que les paramètres contextuels tels que la relation avec le voisinage. Dans ce sens, la littérature s'accorde sur l'apport de l'approche orientée objet (Sester, 2000 ; Walter, 2004; Voirin, 2004).

D'autre part, l'utilisation des données SIG existantes permet aussi d'exploiter des informations supplémentaires sur la scène et permet ainsi d'avoir de meilleurs résultats. Dans l'état actuel des choses, les approches qui utilisent des données SIG ne sont pas très développées. En effet, elles se sont limitées dans la plupart des cas à la seule utilisation des informations géométriques des objets (Bailloeuil, 2005 ; Baltsavias, 2004). De plus, les données SIG ont été surtout utilisées après la classification de l'image récente et rarement lors du processus de classification, ce qui limite considérablement leurs apports. Des exemples de ces approches peuvent être trouvés dans Aplin *et al.* (1999) et Walter (2004).

Malgré toutes les solutions proposées par les recherches antérieures, l'accélération de travaux de mise à jour cartographique à partir d'images satellitaires à THRS par voie automatique demeure cependant une question de recherche encore ouverte (Bugnet *et al.*,

2003; Gosselin *et al.*, 2004; Baltsavias, 2004 ; Holland *et al.*, 2006). La présente étude se veut une contribution pour la mise à jour cartographique en milieu urbain en utilisant les images à THRS et les données cartographiques existantes. La thématique d'intérêt est le bâti qui constitue une classe d'objets importante en cartographie urbaine. En nous focalisant sur cette classe, nous essayons de limiter la complexité de la problématique. La solution proposée pourrait par la suite être adaptée à d'autres classes d'objets urbains.

### 1.3 Objectifs

Ce travail de recherche évalue le potentiel cartographique des images à THRS dans l'amélioration des processus de mise à jour des cartes urbaines à grande échelle. Ainsi l'objectif principal de cette thèse est de développer une nouvelle méthode guidée par la carte pour la détection automatique des changements du bâti en milieu urbain sur des images à THRS. Le but est d'aider les intervenants en milieu urbain (gestionnaires, aménagistes et décideurs) à disposer de l'information géographique actualisée sur le territoire urbain en minimisant les coûts et les délais associés. Les objectifs spécifiques sont les suivants :

- Développer un outil pour la détection de changements du bâti en milieu urbain en faisant une comparaison entre la carte et l'image à THRS;
- Évaluer l'apport de l'application de l'approche orientée objet pour la détection du changement en milieu urbain à l'aide d'images à THRS;
- Étudier la contribution de l'utilisation des connaissances existantes dans le processus de détection des changements sur ces images.

### 1.4 Hypothèses

Notre hypothèse principale est basée sur le fait que la prise en compte dans une démarche intelligente des propriétés caractéristiques des bâtiments (information spectrale, géométrie, contexte, possibilités de transitions) et de l'information issue des données cartographiques

disponibles permet la détection de façon automatique des changements du bâti sur une image à THRS. Dans le cadre de cette recherche, les sous hypothèses sont les suivantes :

- La comparaison carte-image facilite la détection des changements du bâti dans un contexte de mise à jour cartographique;
- L'approche orientée objet permet de mettre en œuvre la modélisation des classes d'objets urbains et leurs relations;
- L'utilisation des connaissances existantes sur les objets urbains permet de cibler les zones de changements probables et de minimiser les erreurs.

### **1.5 Pertinence et originalité de la recherche**

Avec l'amélioration de la résolution spatiale des images satellitaires, la richesse sémantique de ces images augmente et l'analyse devient plus complexe. Plusieurs recherches dans le domaine du traitement d'images ont traité la détection de changements pour des fins cartographiques. Cependant, les approches développées ont touché des images à faible et moyenne résolution et ont été appliquées pour des zones rurales ou périurbaines où la densité des objets est faible ou moyenne. Ces méthodes ne sont pas applicables pour les images à THRS et ne tiennent pas en compte la complexité d'information contenue dans des images urbaines à forte densité.

Le présent projet de thèse est d'un intérêt certain. D'un point de vue scientifique, la méthode proposée pour la détection des changements est originale dans le sens qu'elle combine plusieurs concepts pour améliorer le résultat. En effet, elle propose de détecter le changement d'une manière automatique sur des images THRS en faisant une comparaison carte-image. Cette méthode utilise une approche orientée objet. Elle fait appel aux données cartographiques couramment disponibles et à la connaissance existante sur les objets urbains et leurs relations. L'utilisation de la carte numérique et l'intégration des

connaissances existantes permettent d'optimiser le processus de détection des changements sur l'image en offrant la possibilité de cibler et d'accélérer la recherche des changements. De plus, la présente recherche utilise deux types d'images à THRS (Ikonos et Quickbird) et s'applique au milieu urbain connu pour sa complexité.

D'un point de vue pratique, les agences nationales chargées de la production, de la gestion et de la diffusion des données cartographiques sont appelées à faire des opérations d'extraction de la nouvelle information pertinente et d'intégration dans leurs BDG en vue de leur mise à jour. Actuellement, avec la disponibilité de plus en plus croissante des images à THRS et avec leur grande fréquence temporelle d'acquisition, il devient important d'aller vers la réduction de l'intervalle de mise à jour des cartes, surtout pour les zones caractérisées par des changements rapides. Cette recherche répond à ce besoin en proposant une nouvelle méthode permettant l'automatisation des opérations de détection des changements pertinents à partir de données récentes THRS. Le résultat attendu de la méthode proposée est d'aider dans le processus de détection des changements qui surviennent à l'intérieur d'une zone d'étude. Elle permettra ainsi d'accélérer le travail de détection des changements dans les milieux urbains et de diminuer les coûts associés à la mise à jour.

## **1.6 Présentation du plan de la thèse**

Ce chapitre a présenté le contexte de la recherche, la problématique, les objectifs, les hypothèses ainsi que la pertinence et l'originalité de notre projet de recherche. Le deuxième chapitre est consacré à une revue des travaux de recherche liés à la détection de changement et à la mise à jour cartographique en milieu urbain en utilisant les images satellitaires. Le troisième chapitre expose la méthode proposée pour la détection des changements du bâti à partir des images THRS et en s'appuyant sur les données cartographiques existantes. Les données utilisées et les prétraitements sont présentés dans le quatrième chapitre. Les applications réalisées, les résultats obtenus et leur analyse font l'objet du cinquième chapitre. Le sixième chapitre est consacré à la discussion de la méthodologie et des résultats. Une conclusion et des recommandations terminent ce document.

## 2. REVUE DE LITTÉRATURE

Plusieurs recherches ont été effectuées en détection automatique du changement. Peu de travaux ont traité la détection automatique de changement en milieu urbain à l'aide d'images THRS pour des fins cartographiques. Dans ce qui suit, nous allons présenter les principales techniques de détection de changement, de l'utilisation des images THRS pour la mise à jour des cartes urbaines et les différents aspects des développements actuels.

### 2.1 Détection de changement à partir des images de télédétection

Grâce à la disponibilité des données satellitaires et la répétitivité de leur acquisition, l'analyse des images multi-temporelles a permis d'élargir les applications de la télédétection pour inclure la détection du changement de la surface terrestre et le suivi des phénomènes dynamiques.

La détection du changement en télédétection est le processus qui permet d'identifier les différences d'états d'un objet ou d'un phénomène en effectuant sur lui des observations à plusieurs dates (Lu *et al.*, 2004). Elle implique essentiellement la capacité de quantifier les effets temporels en utilisant des ensembles de données multi-temporelles, c'est-à-dire représentant la même scène à des dates différentes.

La détection des changements sur les images peut se faire d'une façon interactive par analyse visuelle. Cependant, cette tâche peut s'avérer longue et difficile. C'est pour cette raison que l'automatisation est importante. En effet, l'utilisation de l'automatisation dans le processus de détection permet de corrélérer et de comparer des images d'une même zone prises à des dates différentes et d'identifier les changements ainsi que leurs emplacements (Coppin *et al.*, 2001). L'interprète pourrait ainsi se concentrer sur l'analyse des zones de changements au lieu d'analyser toute l'image.

Deux stratégies de détection automatique de changements peuvent être identifiées : la comparaison image-image et la comparaison carte-image.

### **2.1.1 Comparaison image-image**

Les approches de détection de changement se basent traditionnellement sur une comparaison image-image qui consiste à comparer, pixel par pixel, deux images prises à deux dates différentes pour produire une image qui correspond aux changements entre ces deux dates. Dans la littérature, nous avons identifié plusieurs méthodes utilisées pour la détection du changement à l'aide d'images de télédétection par comparaison image-image (Singh, 1989 ; Deer, 1995 ; Coppin and Bauer, 1996 ; Lunetta and Edwidge, 1999 ; Jensen, 2004 ; Lu *et al.*, 2004). Ces méthodes peuvent être classées selon des critères différents : selon le degré de simplicité (simples à complexes), selon l'élément de base utilisé dans les traitements (pixels ou groupes homogènes de pixels), selon le degré d'utilisation dans les applications (très utilisées, rarement utilisées,...), selon leurs bases théoriques (mathématiques, statistiques, intelligence artificielle) et selon le résultat (détection du changement, détection et identification du changement).

Les travaux ayant adopté cette approche de détection concernaient toutefois des applications autres que le suivi des objets fins du milieu urbain comme les bâtiments et les routes (Baudouin *et al.*, 2002). De plus, ils ont utilisé des images à résolution spatiale moyenne ou faible. La performance des techniques proposées sur des images à THRS n'est pas évidente.

Dans ce qui suit, nous présentons les techniques de détection de changement les plus connues en télédétection selon les traitements préliminaires auxquels elles font appel. Ainsi, elles peuvent être divisées en trois grandes classes : les techniques basées sur des calculs algébriques, les techniques basées sur des transformations d'images et les techniques basées sur des résultats de classification.

### 2.1.1.1 Techniques basées sur des calculs algébriques

Ce sont des techniques qui utilisent des opérations algébriques pour mettre en relief les changements radiométriques entre des images acquises à des dates différentes. Cette catégorie inclut principalement : la différence d'images (Sohl, 1999 ; Mas, 1999), l'analyse en vecteur de changement (Chen *et al.*, 2003), la différence d'indice de végétation (Lyon *et al.*, 1998) et l'analyse de régression (Jha and Unni, 1994).

Ces techniques sont simples à implanter et leurs résultats sont faciles à interpréter. Cependant, elles ne permettent pas de donner des matrices complètes sur le changement. Elles sont caractérisées aussi par la difficulté à choisir les bandes à analyser et la difficulté à déterminer les seuils pour détecter les zones de changements. De plus, ces techniques demandent une grande précision sur la correction géométrique entre les images à comparer.

#### a) Différence d'images

La différence d'images consiste à soustraire, pixel par pixel, deux images prises à deux dates différentes pour produire une image qui correspond aux changements entre les deux dates. L'image de changement est produite selon l'équation (1) :

$$DI_i(l, c) = V_i^{t2}(l, c) - V_i^{t1}(l, c) \quad (1)$$

Avec  $DI_i(l, c)$  la valeur dans l'image du changement dans la bande  $i$  du pixel situé à la ligne  $l$  et à la colonne  $c$ .  $V_i^{t1}$  et  $V_i^{t2}$  sont les valeurs dans la bande  $i$  du même pixel dans les images acquises à la date  $t1$  et  $t2$  respectivement.

Avec des données exemptes d'influences extérieures (ce qui n'est pas le cas dans la réalité), l'image résultante serait composée de valeurs positives et de valeurs négatives représentant

les changements et des valeurs nulles représentant l'état de stabilité. Cette technique est habituellement appliquée sur plusieurs bandes. Elle peut également être appliquée à une seule bande, dans ce cas elle est appelée différence univariée d'images. La différence d'images a été utilisée dans plusieurs applications. On peut citer à titre d'exemple : le suivi de l'occupation du sol (Sohl, 1999) et le suivi des zones côtières (Mas, 1999). Cette technique nécessite une calibration radiométrique précise pour réduire les effets dus à la différence d'angles de visée, d'angles d'illumination et les effets atmosphériques.

### ***b) Analyse en vecteurs de changement***

Dans cette technique, un pixel d'une image multispectrale est représenté par un point dont les coordonnées correspondent aux valeurs de luminance dans chaque bande spectrale. Si un pixel subit des changements entre deux dates, un vecteur qui décrit le changement peut être défini par la différence des deux positions du pixel. L'amplitude du changement ( $AC$ ) est représentée par la longueur de ce vecteur qui est exprimée par l'équation (2) :

$$AC^2(l, c) = \sum_{i=1}^n [V_i^{t2}(l, c) - V_i^{t1}(l, c)]^2 \quad (2)$$

Avec  $n$  le nombre de bandes utilisées. Ce calcul peut être effectué sur les données originales ou sur celles transformées en utilisant par exemple l'analyse en composantes principales. Le calcul peut également concerner soit les pixels individuels ou des zones formées à partir des images originales. La direction de chaque vecteur résultant contient l'information sur le type de changement, alors que l'amplitude décrit la quantité de changement. Cette technique a été utilisée pour l'identification des changements dans l'occupation du sol (Chen *et al.*, 2003). L'inconvénient de cette technique est son exigence en temps de calcul. De plus les images produites sont difficiles à interpréter.

### c) *Analyse de régression*

Dans cette technique, les valeurs des pixels des deux images sont supposées être liées entre elles par une fonction linéaire (équation 3). L'analyse de régression prend en compte les différences de moyenne et de variances entre les valeurs des pixels des deux images de telle sorte que les effets dus aux variations des conditions d'acquisition sont réduits. Les pixels qui ont changé entre les deux dates auront des valeurs qui diffèrent significativement des valeurs prévues par la fonction de régression linéaire. Un seuillage est utilisé pour identifier les zones de changements.

$$V_i'^2(l, c) = f(V_i'^1(l, c)) \quad (3)$$

Une autre façon de faire consiste à calculer une différence ou un rapport entre les valeurs des pixels et les valeurs prévues par la fonction de régression et d'utiliser ensuite un seuillage pour identifier les changements. Parmi les applications de cette technique on peut citer Jha *et al.* (1994) qui en ont fait usage pour la détection des changements dans les forêts tropicales. Le point critique de la méthode réside dans la difficulté de définir des valeurs de seuil pour la séparation entre les zones de changement et de non changement.

### d) *Différence d'indices de végétation*

Les indices de végétation se basent sur la grande absorption du rayonnement par la végétation dans la bande rouge et sa grande réflectance dans la bande du proche infrarouge. Pour la détection du changement, l'indice de végétation (le NDVI par exemple) est d'abord calculé pour les deux images. Le changement pour un pixel est obtenu par soustraction de ses deux valeurs NDVI obtenues précédemment (équation (4)).

$$DIV(l, c) = NDVI'^2(l, c) - NDVI'^1(l, c) \quad (4)$$

Sur cette base, plusieurs études ont opté pour l'utilisation de la différence des indices de végétation entre des images acquises à des dates différentes pour détecter des changements au niveau du couvert végétal (Lyon *et al.*, 1998) et pour le suivi des zones côtières (Mas, 1999). Les résultats de ces études sont contradictoires. Il est donc difficile de dresser une conclusion sur les capacités de cette technique.

### **2.1.1.2 Techniques basées sur des transformations d'images**

Ces méthodes font d'abord une transformation globale des images utilisées en une image résultante qu'il faut analyser pour identifier les changements. Cette catégorie inclut principalement : l'analyse en composantes principales (Coppin and Bauer, 1996, Li and Yeh, 1998), la transformation "Tasseled Cap" (Coppin *et al.*, 2001; Seto *et al.*, 2002) et la transformation Chi-carré (Ridd and Liu, 1998).

Ces techniques permettent de réduire la redondance d'information entre les bandes et d'accentuer l'information différente dans les composantes dérivées. Cependant, elles ne peuvent pas fournir des matrices détaillées du changement et exigent la sélection de seuils pour identifier les régions changées. Un autre inconvénient de cette catégorie est la difficulté d'interprétation et d'identification du changement sur les bandes dérivées.

#### ***a) Analyse en composantes principales***

Cette technique est utilisée pour réduire le nombre de bandes spectrales d'une image en un nombre limité de composantes principales traduisant le maximum de variance. Dans les études multitemporelles, deux approches sont utilisées. La première consiste à déterminer d'abord les composantes principales de chacune des images originales et de comparer ensuite ces composantes principales en faisant la différenciation des images ou l'analyse de régression. La deuxième approche consiste à traiter toutes les bandes des deux images à comparer en même temps. Ainsi, les composantes principales de la combinaison des deux images sont déterminées. Dans ce cas, les premières composantes (composantes dont les

variances sont maximales) sont porteuses de la majorité de l'information originelle. Elles reflèteraient ainsi les zones inchangées. Les composantes suivantes (composantes dont les variances sont minimales) décrivent les variations mineures et reflèteraient ainsi les changements. Cette transformation est dépendante de la scène et de ce fait, les changements sont difficiles à interpréter et à identifier (Lu *et al.*, 2004)

### ***b) La transformation "Tasseled Cap"***

La transformation "Tasseled Cap" permet d'obtenir de nouvelles bandes par combinaison des bandes spectrales originales. Elle permet de donner l'information sur la verdure, la brillance du sol et le jaunissement. L'utilisation de cette transformation en analyse multitemporelle consiste d'abord à calculer les indices de la transformation (la verdure, la brillance du sol et le jaunissement) pour chaque image originale et de faire la différence pour obtenir les images de changement. En plus des inconvénients déjà cités, cette transformation nécessite une calibration atmosphérique précise pour chaque image (Coppin *et al.*, 2001).

### ***c) La transformation Chi-carré***

Dans cette technique, l'image résultante de changement est d'abord créée. La transformation Chi-carré est calculée par la formule suivante :

$$Vt = (D - M)^T \Sigma^{-1} (D - M) \quad \mathbf{(5)}$$

$Vt$  est la valeur transformée d'un pixel dans l'image résultante de changement.  $D$  représente le vecteur de différence des valeurs de chaque pixel dans les différentes bandes entre les deux dates.  $M$  est le vecteur des résiduelles moyennes de chaque bande dans l'ensemble de l'image.  $\Sigma^{-1}$  est l'inverse de la matrice de covariance des différentes bandes entre les deux dates.  $Vt$  a une distribution semblable à une variable aléatoire chi-carrée avec un degré de liberté égale au nombre de bandes. Les pixels représentant le changement ont des valeurs  $Vt$

différentes de 0 alors que ceux ayant une valeur  $Vt$  égale à 0 représentent les pixels de non changement. L'inconvénient de cette transformation est que les pixels de non changement n'ont pas toujours une valeur  $Vt$  égale à 0 surtout lorsque les changements représentent une grande partie de l'image (Ridd and Liu, 1998).

### **2.1.1.3 Techniques basées sur les résultats de classification d'images**

Ces méthodes sont basées sur les images classifiées pour produire des informations sur le changement. Trois méthodes sont couramment utilisées : la comparaison post-classification (Ward *et al.*, 2000), la classification multidate directe (Mas, 1999) et l'analyse de corrélation croisée (Civco *et al.*, 2002).

Ces méthodes sont basées sur les images classifiées. Le nombre et la qualité des zones d'entraînement sont importants pour produire un bon résultat de classification et par la suite de détection de changement. L'avantage majeur de ces méthodes est la capacité de fournir une matrice de changement. Elles permettent également de réduire l'impact de l'effet atmosphérique entre les images multi-temporelles. Cependant, le résultat de ces techniques dépend de la qualité de classification des images à comparer. Dans ce cas, les erreurs sont multiplicatives.

#### ***a) Comparaison post-classification***

Elle consiste à faire une comparaison entre les résultats de classification de chaque image. Les images sont donc classifiées en premier lieu, puis ensuite comparées par types de classes. Un tableau à double entrée est utilisé pour mettre en évidence les zones de changement. Ainsi pour chaque pixel, le tableau montre la classe ancienne et la classe récente. Les pixels qui représentent le changement sont donc ceux pour lesquels ces deux classes sont différentes. La classification des deux images peut être soit dirigée ou non dirigée. Dans cette technique, la calibration radiométrique n'est pas nécessaire puisque ce sont les classes thématiques qui sont utilisées. Cependant, puisque les classifications sont

entachées d'erreurs, de faux changements peuvent apparaître à cause de ces erreurs. Cette technique a été utilisée par Ward *et al.* (2000) pour détecter les changements dans une zone urbaine, par Munyati (2000) pour la détection des zones humides et par Voirin (2004) pour la détection des changements des zones forestières.

### *b) Classification multirate directe*

Cette technique est basée sur l'analyse des données combinées de deux ou plusieurs dates en vue d'identifier les changements. Par exemple, les bandes de deux images peuvent être combinées simultanément pour produire une seule analyse avec une classification dirigée ou non dirigée. Dans le cas d'une classification dirigée, les sites d'entraînement appartenant aux zones de changement sont utilisés pour dériver certaines statistiques propres à ces zones. Dans le cas d'une classification non dirigée, les classes sont d'abord déterminées, ensuite une vérification ultérieure permet de localiser les zones de changement. Dans les deux cas, les classes représentant les zones de changement devraient avoir des statistiques significativement différentes des zones de non changement. À titre d'exemple, cette technique a été utilisée par Soares (1994) pour identifier les changements dans les zones forestières et par Mas (1999) pour le suivi des zones côtières. L'avantage de cette technique est qu'elle nécessite une seule classification. Cependant, elle est très complexe à réaliser.

L'inconvénient majeur de cette méthode est la difficulté de faire la distinction entre les différences spectrales d'une même image multispectrale et les différences dues aux changements temporels entre les deux images.

### *c) Analyse de corrélation croisée*

Cette technique utilise les limites des classes définies dans une image de référence pour dériver une réponse spectrale moyenne prévue des classes. Cette information est utilisée pour dériver des valeurs  $Z$  données par l'équation (6) pour chaque pixel se trouvant à l'intérieur d'une classe. Les valeurs  $Z$  décrivent la proximité de la réponse d'un pixel par

rapport à la réponse spectrale prévue de sa classe correspondante dans l'autre image. Les pixels qui représentent une zone de changement entre les deux dates ont des valeurs  $Z$  élevées alors que les pixels n'ayant pas changé ont des valeurs  $Z$  faibles (Koeln and Boissonnette, 2000). L'équation (6) donne la formule de calcul de  $Z$  :

$$Z_k(l, c) = \sum_{i=1}^n \left( \frac{V_i^{t2}(l, c) - \mu_{i(t1)}^k}{\sigma_{i(t1)}^k} \right)^2 \quad (6)$$

Cette formule exprime  $Z$  de la classe  $k$  pour un pixel donné en fonction de sa valeur  $V_i^{t2}$  dans la bande  $i$  à la date  $t2$  et en fonction de la moyenne  $\mu_{i(t1)}^k$  et de l'écart-type  $\sigma_{i(t1)}^k$  de la classe  $k$  dans la bande  $i$  à la date  $t1$ .

La corrélation croisée permet de surmonter les limitations des méthodes conventionnelles de détection de changement. Elle permet d'éliminer les problèmes associés aux différences radiométriques et aux différences des conditions atmosphériques (Civco *et al.*, 2002). Cependant, la précision de cette technique est directement dépendante de l'image de référence. En effet, des faux changements peuvent être détectés à cause d'erreurs de cette image. De plus le calcul des valeurs de  $Z$  ne permet pas d'avoir l'information sur la nature des changements.

#### 2.1.1.4 Contraintes de l'utilisation de la comparaison image-image

L'utilisation des images de télédétection pour la détection des changements est basée sur l'hypothèse suivante : les changements dans la réalité objet de l'étude sont traduits en des changements dans les valeurs de luminances enregistrées par les capteurs. Ces changements de luminance doivent être plus importants que ceux causés par d'autres facteurs tels que : la variation de la géométrie et de la radiométrie d'acquisition et les conditions atmosphériques. C'est pour cette raison qu'il faut porter un soin particulier lors du choix des images à utiliser pour réduire l'effet de ces facteurs. Pour les études des phénomènes naturels, une solution

consisterait à choisir des images prises dans la même période de l'année et de faire une normalisation pour minimiser les différences radiométriques et les erreurs atmosphériques entre les images à comparer (Jensen, 2004).

Un autre point auquel il faut prêter attention est celui de la superposition entre les deux images à comparer. La précision de cette superposition affecte directement le résultat de la détection (Mas, 1999). Ceci nécessite l'utilisation d'algorithmes de rectification géométrique pour superposer les images entre elles ou pour géoréférencer les images selon une projection cartographique standard. De plus, lors de l'identification des zones de changement et de non changement, une décision doit être prise pour placer les limites de séparation entre ces zones. Ceci se traduit par l'adoption de seuils. Le choix des seuils doit être toujours associé à des connaissances préliminaires de la scène à étudier.

### **2.1.2 Comparaison carte-image**

La comparaison carte-image consiste à utiliser une carte existante pour trouver les zones de changement sur une image récente. La problématique de comparaison entre une carte et une image est différente de celle entre deux images parce que la carte est une représentation abstraite et classifiée de la réalité. Les méthodes de comparaison entre une carte et une image sont moins nombreuses que celles impliquant deux images. La plupart des ces méthodes n'utilisent pas les plans et les cartes existants de grandes échelles et donc ne bénéficient pas totalement des informations spatiale et thématique disponible.

Parmi les travaux déjà effectués, on peut distinguer deux types de méthodes : les méthodes de détection de changement post-extraction et les méthodes de détection de changement guidées par la carte.

### 2.1.2.1 Les méthodes post-extraction

Les méthodes post-extraction sont des méthodes qui font appel tout d'abord à l'extraction des primitives pertinentes de l'image puis à la comparaison de ces primitives avec les objets de la carte. Cette façon de faire ressemble à l'approche post-classification utilisée entre deux images. Dans une comparaison carte-image, une analyse spatiale est souvent utilisée pour détecter le changement. Ainsi, pour un thème donné (végétation, route, bâtiment...) le changement est défini comme étant les zones de non intersection entre les objets de la carte et ceux de l'image. Le changement consiste alors en des ajouts et des suppressions. Les ajouts sont donnés par la différence entre les objets de l'image et les objets communs entre la carte et l'image (équation 7). Les suppressions sont données par la différence entre les objets de la carte et les objets communs entre la carte et l'image (équation 8). Les principales opérations utilisées pour la détection du changement sont les suivantes :

$$A = E_{image} - (E_{carte} \cap E_{image}) \quad (7)$$

$$S = E_{carte} - (E_{carte} \cap E_{image}) \quad (8)$$

$$C = A + S \quad (9)$$

$A$ : Ajouts,  $S$ : suppressions,  $C$ : changement.

$E_{image}$ : ensemble des objets de l'image,  $E_{carte}$ : ensemble des objets de la carte.

Walter (1999) a utilisé une comparaison carte-image pour mettre à jour ATKIS, la base de données topographique de l'Allemagne. Il a d'abord effectué une classification dirigée par maximum de vraisemblance pour classifier l'image récente. Les données existantes dans ATKIS ont été utilisées pour former des masques qui représentent les sites d'entraînement pour chaque classe d'objet. Pour trouver les différences entre la carte et l'image, des techniques d'appariement (*map conflation*) ont été utilisées. Elles consistent à calculer des indicateurs de ressemblance géométrique entre les objets de la carte et de l'image classifiée. Yang et Lo (2002) ont effectué une classification d'images non dirigée. Ils ont réalisé une

comparaison post-classification avec des données SIG pour cartographier la dynamique spatiale de l'utilisation et l'occupation du sol.

Armenakis *et al.* (2003) ont utilisé une comparaison entre une carte topographique numérisée au 1 : 50 000 et une image LandSat 7 ETM+ pour la détection du changement au niveau des lacs dans le nord canadien. La carte topographique est scannée, géoréférencée puis reéchantillonnée. Pour extraire les lacs sur la carte numérisée, un processus d'extraction a été développé en utilisant le seuillage et l'analyse de texture. Des techniques d'appariement par gabarit (*template matching*) ont été utilisées pour détecter les symboles cartographiques afin de les éliminer. Pour améliorer la capacité d'identification et d'interprétation des objets à partir de l'image LandSat 7 ETM+, des techniques de rehaussement d'images sont appliquées avant de faire l'extraction. Celle-ci est faite ensuite soit par classification ou par seuillage suivie par la vectorisation automatique. La comparaison est effectuée entre les polygones des lacs en mode vecteur extraits des cartes scannées et les polygones des lacs en mode vecteur extraits des images LandSat. Pour prendre en considération la différence des précisions de position entre les deux types de données, des zones tampon appropriées ont été générées autour des vecteurs. Tous les vecteurs à l'extérieur des zones tampon sont considérés comme des changements.

L'inconvénient de ce type de méthodes réside dans la difficulté d'extraire tous les objets de l'image. En effet, les erreurs dues à la classification de l'image influencent le nombre d'objets correctement extraits. Ainsi, les objets manquants et les objets faussement détectés pourraient être interprétés à tort comme des changements lors de la comparaison avec la carte. De plus, il n'est pas certain que la géométrie et la forme des objets extraits de l'image correspondent à celles des objets symbolisés dans la carte.

#### **2.1.2.2 Les méthodes guidées par la carte**

Les données cartographiques actuelles sont généralement issues de SIG et sont de ce fait numériques. La disponibilité de ces données constitue un apport important pour les travaux

de détection de changement puisque l'interfaçage avec les images est facilité. Les données provenant des SIG sont de plus en plus utilisées. L'intégration des SIG dans les techniques de détection de changement sur les images numériques permet d'exploiter les couches spatiales pour améliorer les résultats de la classification (par exemple pour les techniques de détection de changement qui se basent sur la classification). Plusieurs recherches peuvent être citées dans ce sens comme par exemple Baudouin *et al.* (2002), Walter (2004), Bonnefon *et al.* (2002).

Ces dernières années, l'intégration de données issues de SIG et des images satellitaires est devenue une méthode importante pour détecter le changement de l'utilisation du sol et de l'occupation du sol. Les méthodes guidées par la carte exploitent les informations tirées de la carte pour améliorer l'interprétation de l'image. Ce genre d'information est important surtout dans les environnements complexes comme le milieu urbain. L'information dérivée de la carte renseigne sur l'emplacement des objets à retrouver sur l'image permettant ainsi de limiter l'espace de recherche et minimiser les fausses alarmes.

Maillard et Cavayas (1989) ont développé une approche de comparaison entre une carte routière scannée à l'échelle 1 : 50 000 et une image panchromatique Spot géoréférencée d'une résolution de 10 m. Cette approche a été ensuite améliorée par Fiset *et al.* (1998). Le but de cette approche était la mise à jour du réseau routier de la carte. Cette approche est basée sur deux algorithmes d'appariement entre les routes présentes dans l'image et la carte pour générer des hypothèses sur l'emplacement des nouvelles routes. Un réseau de neurones perceptron multicouches a été utilisé dans les deux algorithmes. Le premier algorithme détecte les intersections de routes sur l'image en utilisant une fenêtre carrée centrée sur le point d'intersection issue de la carte. Le deuxième localise les segments de routes sur l'image en examinant ces segments selon leur forme originale sur la carte. Cette approche a été utilisée comme moyen de trouver les correspondances entre la carte et l'image, c'est-à-dire les zones de non changement.

Dans Niederost (2000), une détection préliminaire des bâtiments est d'abord effectuée à l'aide d'un Modèle Numérique de Surface (MNS). Le résultat est ensuite couplé avec les données cartographiques vectorielles des zones résidentielles. Toutes ces données sont utilisées avec les images multispectrales pour faire une classification non dirigée *K-means* pour extraire la classe des bâtiments dans l'image. Cette classification est effectuée en trois étapes. Dans la première étape deux classes ont été considérées : les zones d'ombre et les zones non-ombre. Les zones d'ombre sont exclues de la suite du traitement. Dans la deuxième étape, la classification concerne deux classes qui sont les zones au niveau du sol et les zones en hauteur. Les zones au niveau du sol sont alors exclues de la phase suivante. Dans la dernière étape, une classification entre la végétation et les zones construites est effectuée. Les bâtiments présents sur l'image sont ainsi détectés. La comparaison entre ce résultat et les bâtiments de la carte permet de trouver les changements. Les données cartographiques sont finalement recalées avec le résultat de la classification par une transformation affine pour corriger le décalage existant entre l'image et la carte.

Agouris *et al.* (2001) ont proposé une méthode pour détecter les changements des routes entre une carte et une image de télédétection récente. La méthode proposée est basée sur l'utilisation des contours actifs (*snakes*). Le contour actif utilisé est initialisé grâce aux objets cartographiques existants et évolue sans contraintes externes pour détecter les routes sur l'image. Bentabet *et al.* (2003) ont utilisé également les contours actifs pour détecter les routes à partir des images SAR. Les contours actifs utilisés sont attirés par les zones de gradients élevés de l'image. Pour préserver l'information du contour et éviter les problèmes dus aux bruits de l'image, les auteurs proposent un filtrage. Le paramétrage des contours est effectué en utilisant des informations déduites de la carte comme la courbure moyenne des routes.

Fiset *et al.* (2003) ont utilisé les données cartographiques existantes pour détecter les nouveaux bâtiments sur des images Radarsat de la région métropolitaine de Montréal. Les sites vacants identifiés sur les cartes d'occupation du sol ont été utilisés pour cibler la recherche des nouveaux bâtiments.

L'utilisation des méthodes guidées par des cartes suppose que l'on accorde une grande fiabilité à l'information contenue dans la carte. Dans le cas où la carte est peu précise, elle pourrait biaiser le processus de détection de changement. Pour trouver une solution à ce problème, l'incertitude de chaque source de données doit être prise en considération. Jamet (1998) propose par exemple d'utiliser une modélisation de cette incertitude dans le cadre de la théorie des croyances de Dempster-Shafer.

Une autre difficulté liée à la comparaison carte-image provient du fait que les objets de la carte et de l'image ne sont pas représentés de la même façon. En effet, les objets de la carte doivent répondre à certaines règles de symbolisation cartographique et pourraient de ce fait subir certaines modifications (par exemple la généralisation). Il est donc important que les méthodes de comparaison carte-image puissent s'écarter de l'information tirée de la carte pour trouver les objets tels qu'ils sont dans l'image (Baillouel, 2005).

## **2.2 Application à la mise à jour cartographique**

Les recherches basées sur la comparaison carte-image pour la mise à jour cartographique sont moins nombreuses que celles relatives à la comparaison entre images. Les recherches impliquant des images à THRS tendent à se multiplier ces dernières années. Nous pouvons citer dans ce sens les projets des agences européennes de cartographie pour la mise à jour des bases de données cartographiques (Baltsavias, 2004; Knudsen and Olsen, 2003; Walter, 2004). Les bases cartographiques concernées par ces projets sont : ATKIS en Allemagne, TOP10DK au Danemark, TDS en Finlande et OS MasterMap en Grande Bretagne. Parmi les recherches intéressantes, nous citons aussi les travaux du laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal sur la validation et la mise à jour des couches de la BDTQ (Cavayas, 2004), les travaux effectués par Zhang et Couloigner (2004) de l'Université de Calgary sur la mise à jour des routes et les recherches effectuées au centre CARTEL à l'Université de Sherbrooke sur l'identification des changements en milieu forestier (Voinin, 2004).

Dans plusieurs pays européens, les travaux de recherche dans ce domaine sont entrepris en étroite collaboration avec les agences nationales de cartographie. Dans Walter (2004), une approche de détection de changement basée sur une classification orientée-objet d'images de télédétection est proposée. L'approche classifie des groupes de pixels qui représentent déjà des objets existants dans la BDG allemande ATKIS à l'échelle 1 : 25 000. Les sites d'entraînement sont dérivés de cette même BDG. Chaque objet est décrit par un vecteur de propriétés et classifié dans la classe la plus probable en se basant sur une classification dirigée par maximum de vraisemblance. Cette méthode est basée sur la réduction du paysage en types de surfaces génériques (eau, forêt, agglomération, végétation, voirie). L'inconvénient de cette approche est que le changement dans le paysage ne peut être détecté que s'il affecte une grande partie d'un objet parce que la classification orientée-objet proposée utilise la géométrie de l'objet existant dans la base de données ATKIS.

Dans Knudsen et Olsen (2003), une méthode de détection de changement du bâti est présentée. La méthode combine une classification dirigée et une classification non dirigée pour déterminer la réponse spectrale des sous-classes de bâti et pour localiser par la suite les nouveaux bâtiments. Cette méthode a été évaluée sur des données de la base de données cartographique du Danemark TOP10DK. La méthode détecte la majorité des changements dus aux démolitions de bâtiments. Par contre, seulement un petit pourcentage de nouveaux bâtiments est détecté.

Dans Cavayas (2004), des travaux axés sur le développement de techniques d'analyse d'images de télédétection pour la mise à jour des bases de données territoriales sont présentés. Les tests ont été effectués pour vérifier le potentiel de l'imagerie IRS pour la détection des nouveaux segments de route et pour la révision du contenu de la couche de voirie de la BDTQ. Des travaux ont été également effectués pour localiser les nouveaux bâtiments en utilisant l'analyse texturale sur des images Radarsat.

Zhang and Couloigner (2004) ont proposé une approche pour la mise à jour du réseau routier. Cette approche est composée de plusieurs étapes. D'abord, l'extraction des routes à

partir de l'image est réalisée en utilisant une analyse multi-résolution et une transformée en ondelettes combinées à une méthode de détection des connexions de routes. Ensuite, la fusion de données est utilisée pour la détection du changement et la mise à jour d'une base de données. Dans ce sens, des techniques d'appariement sont utilisées pour trouver les correspondances entre les nœuds et les lignes centrales entre les deux versions de routes (version extraite de l'image et version extraite de la base de données). La fusion entre ces deux versions permet d'obtenir une version mise à jour plus précise. Cette approche a été appliquée pour la mise à jour des routes de la base nationale des données topographiques (BNDT) du Canada.

Voirin (2004) a développé une méthode de détection de changement pour la mise à jour des cartes forestières. La méthode consiste à combiner une analyse post-classification avec un système expert. L'analyse post-classification est d'abord utilisée. Elle permet de produire une carte de changement qui sera analysée par le système expert en vue de réduire les fausses alarmes. La méthode a été testée sur un site au Labrador en utilisant des images Landsat et des images Ikonos.

### **2.3 Utilisation des images à très haute résolution spatiale**

La détection des changements constitue la première étape dans un processus de mise à jour des cartes. En milieu urbain, l'utilisation des images THRS dans ce processus commence à susciter l'intérêt des agences de cartographie. Certains travaux ont étudié les caractéristiques de ces images et leur potentiel cartographique.

Ikonos, premier satellite commercial à THRS est devenu disponible à partir de septembre 1999. D'autres capteurs sont actuellement accessibles : QuickBird depuis octobre 2001 et OrbView à partir de juin 2003. Ces capteurs fournissent des images qui permettent d'avoir plus de détails sur les objets de la surface terrestre. Cependant, l'extraction d'information en utilisant des techniques de classification devient plus complexe. En effet, avec l'amélioration de la résolution spatiale, la variabilité spectrale interne des objets augmente,

ce qui provoque une diminution de la séparabilité entre classes d'objets dans l'espace spectral (Zhang, 2001; Thomas *et al.*, 2003 ; Carleer *et al.*, 2005).

Un autre inconvénient des images multispectrales à THRS est la résolution spectrale. En effet, si la résolution spatiale est importante, la résolution spectrale reste limitée en comparaison avec d'autres capteurs comme Landsat TM (Herold *et al.*, 2003). Ainsi, différents matériaux montrent des signatures spectrales similaires rendant la discrimination spectrale entre les objets difficile.

Plusieurs agences de cartographie ont exprimé leur intérêt pour l'intégration des images THRS dans leurs travaux (Maroc, Royaume Uni, Suède, Allemagne, Turquie, Danemark, Suisse, Autriche). Dans ce sens, les applications en cartographie topographique, en détection de changement et en cartographie de l'occupation du sol ont été entreprises par plusieurs chercheurs (Zhang and Couloigner, 2004; Touzani et Aguejdad, 2001; Holland and Marshall, 2003; Baltsavias, 2004; Ettarid et Degaichia, 2004). Les résultats de ces recherches ont montré que ces images offrent un potentiel pour la cartographie urbaine et la mise à jour de plusieurs objets des cartes topographiques à grande échelle. Les objets comme les routes, les chemins de fer, les surfaces d'eau et la plupart des bâtiments peuvent être identifiés clairement sur ces images. Les éléments plus petits telles que les petites constructions sont difficiles à identifier et dans certains cas, ils sont impossibles à détecter.

Holland et Marshall (2004) ont présenté les résultats d'une étude sur les possibilités d'utilisation de QuickBird dans les processus cartographiques. Ils ont trouvé que ces images peuvent être utilisées pour la cartographie et la mise à jour cartographique à l'échelle 1 : 10 000 ou plus petite. La plupart des types d'objets requis pour les cartes de 1 : 10 000 à 1 : 20 000 ont été clairement identifiés. Les types d'objets requis pour l'échelle 1 : 6 000 sont identifiés dans la majorité des cas. Certaines exceptions ont été notées en ce qui concerne les détails fins comme les murs, les clôtures et les haies. Les précisions géométriques des objets qui sont clairement identifiés à partir de ces images correspondent aux spécifications de l'échelle 1 : 10 000. Touzani et Aguejdad (2001) ont étudié le potentiel cartographique

des images Ikonos. Les résultats de leur étude ont révélé que les détails planimétriques détectés et identifiés sont compatibles avec les normes cartographiques des échelles 1 : 20 000 et 1 : 10 000. Il ressort de ces études que les images THRS peuvent être utilisées comme source d'information complémentaire à la photogrammétrie et au levé direct.

Effectivement, dans les pays qui n'ont pas de cartographie détaillée et où il y a un manque de ressources pour produire et traiter des photographies aériennes, les images THRS peuvent constituer une source rapide et de qualité pour la cartographie topographique et thématique (Kumar and Castro, 2001). Par contre, dans les pays qui ont une tradition cartographique et des BDG bien établies, comme c'est le cas du Canada, des États Unies et des pays de l'Europe de l'ouest, les images THRS peuvent être utilisées dans les travaux de mise à jour et de contrôle de qualité des cartes existantes (Holland *et al.*, 2006).

## **2.4 Développements actuels**

Les développements actuels sont caractérisés par l'utilisation de nouvelles techniques de classification des images basées sur l'approche orientée-objets, l'utilisation de plus en plus de données multi-sources (SIG, optique, Radar, Lidar), l'utilisation des connaissances existantes et le recours à des systèmes intelligents pour améliorer les résultats de détection du changement.

### **2.4.1 Approche par objet**

Les techniques de classification par pixel appliquées sur des images à THRS ne donnent pas de résultats satisfaisants dans le milieu urbain (Lu *et al.*, 2004). Le fait de distinguer sur les images à THRS des objets fins avec des précisions élevées a conduit à reconsidérer l'élément de base dans les traitements de l'image. Dans ce sens, l'approche par objet est plus adaptée. L'objet est considéré comme un groupe homogène composé de pixels adjacents ayant des propriétés similaires. Cette approche est de plus en plus utilisée dans les travaux de détection de changements vu ses avantages par rapport à l'approche par pixel (Civco *et*

*al.*, 2002 ; Voirin, 2004 ; Walter, 2004). En effet, l'utilisation des objets a pour avantage d'exploiter, en plus des propriétés spectrales, d'autres propriétés comme la forme, la texture et le voisinage.

L'approche par objet commence par segmenter l'image en zones homogènes. Les algorithmes de segmentation peuvent être classés en deux groupes : les algorithmes par contours et les algorithmes par croissance de région. Parmi les approches développées, celle proposée par Baatz et Schape (2000) est beaucoup utilisée (Song and Civco, 2004; Shackelford and Davis, 2003). L'approche se base sur une segmentation par croissance de région qui permet de regrouper les pixels d'une image selon un critère d'homogénéité. Ainsi, le regroupement entre un segment 1 et un segment 2 est réalisé si la valeur  $H$  qui représente l'homogénéité totale du segment résultant est inférieure à une valeur de seuil  $h_s$  déterminé par l'utilisateur. La mesure  $H$  est fonction des critères spectraux et des critères géométriques.  $H$  est donnée par la formule suivante :

$$H = \sum_{i=1}^m P_i [n_1(hf_i - h_{1,i}) + n_2(hf_i - h_{2,i})] \quad (10)$$

$H$  est la valeur de l'homogénéité totale du segment résultant après regroupement;  $hf_i$  est la valeur d'homogénéité résultante pour le critère  $i$ .  $h_{1,i}$  et  $h_{2,i}$  sont les valeurs d'homogénéité initiales des segments 1 et 2 respectivement, pour le critère  $i$  avant regroupement.  $m$  est le nombre de critères retenus.  $n_1$  et  $n_2$  représentent le nombre de pixels dans chacun des deux segments initiaux à regrouper.  $P_i$  est le poids accordé à chaque critère  $i$ .

L'approche prend en considération l'information spectrale et géométrique des objets à obtenir. Cependant, elle reste fortement dépendante de l'utilisateur qui doit fournir les poids des critères  $P_i$  et la valeur du seuil  $h_s$ . Dans la pratique, l'utilisateur doit réaliser la segmentation en faisant plusieurs itérations. D'abord, il entre des valeurs initiales de  $P_i$  et  $h_s$  et examine visuellement le résultat obtenu. Il introduit ensuite d'autres valeurs et réexamine

le résultat. Il continue ainsi jusqu'à ce qu'il obtienne un résultat jugé visuellement satisfaisant. Dans le cas du milieu urbain, caractérisé par la présence d'objets fins et hétérogène, cette procédure peut devenir longue et difficile à réaliser.

#### **2.4.2 Utilisation de la connaissance *a priori***

La connaissance *a priori* est toute information utile pour le traitement d'une image. Elle peut être dérivée de l'expérience de l'analyste et des autres données disponibles comme les cartes. Certains phénomènes caractéristiques du milieu urbain (comme l'ombre) peuvent illustrer les premiers aspects de la connaissance *a priori*. En effet, l'ombre se produit seulement près des objets de hauteur tels les bâtiments. Cette connaissance est générale. Elle peut être appliquée à toutes les images de zones urbaines. Par contre, les informations fournies par des cartes numériques anciennes, par exemple, sont spécifiques à un site donné. Ces deux aspects de la connaissance permettent d'augmenter la confiance sur la détection d'objets en milieu urbain.

Par exemple, le projet ATOMI (*Automated reconstruction of Topographic Objects from aerial images using vectorized Map Information*) qui a comme objectif la mise à jour du réseau routier et du bâti de la base de données suisse 2D Vector25 utilise des connaissances existantes pour restreindre les espaces de recherche et faciliter ainsi l'extraction des objets (Zhang, 2004). Pour la mise à jour des bâtiments, les sources de ces connaissances sont les cartes au 1 : 25 000 qui fournissent la position et la forme des bâtiments et les modèles numériques de surface qui donnent la hauteur par rapport au sol (Eidenbenz *et al.*, 2000). Pour le réseau routier, la connaissance est composée de règles relatives à la construction des routes et des données cartographiques existantes sur le réseau routier. Dans Zhang *et al.* (2001), les routes sont détectées en combinant ces règles avec le résultat d'une classification non dirigée, les cartes existantes et un modèle numérique de surface (MNS).

### 2.4.3 Fusion de données multi-sources

D'autres données peuvent être utilisées pour aider dans la détection du changement. Ces données peuvent être des images optiques issues d'autres capteurs, des images radar, des données laser, des cartes thématiques, des plans cadastraux ou des modèles numériques de surface. Plusieurs travaux qui ont traité la détection de changement ont utilisé des données différentes (Armenakis *et al.*, 2003; Gosselin *et al.*, 2003; Walter, 2004; Eidenbenz *et al.*, 2000; Niederost, 2003; Knudsen and Olsen, 2003; Metternicht, 1999; Dekker, 2004).

Ainsi, Haala et Walter (1999), dans le cadre d'une étude de détection de changement, ont fait une classification par maximum de vraisemblance en utilisant un MNS obtenu par Lidar comme quatrième bande d'une image multispectrale (rouge, vert, proche infrarouge, MNS). L'utilisation conjointe du MNS avec la bande proche infrarouge (PIR) a permis une classification performante du bâti et de la végétation. Les données du MNS ont permis aussi d'estimer les zones d'ombres de la scène et d'éviter leur mauvaise classification.

Dans Niederost (2000), la carte des anciens bâtiments est utilisée pour estimer la position et la forme des bâtiments à extraire d'une ortho-image couleur. Un MNS est utilisé pour détecter les objets en hauteur. Dans Péteri et Ranchin (2002), l'extraction des routes est réalisée sur des images Ikonos en milieu urbain. Un opérateur trace grossièrement des routes dans l'image. Ce dernier réseau de routes est converti alors vers un graphe qui est utilisé pour initialiser des contours actifs qui segmentent finalement les deux côtés des routes dans l'image. Bentabet *et al.* (2003) ont utilisé des objets SIG pour dériver les paramètres des contours actifs en supposant que les objets à détecter sont proches des objets du SIG. Les contours actifs sont appliqués pour l'extraction de routes dans des images SAR.

Baudouin *et al.* (2002) ont utilisé des images radar, des cartes cadastrales, des cartes d'occupation du sol et du rôle d'évaluation pour la détection automatique des changements en milieu urbain, péri-urbain et rural.

#### 2.4.4 Intelligence artificielle

L'utilisation de l'intelligence artificielle et des systèmes experts à base de connaissances constitue un moyen important pour améliorer les résultats de la détection de changement (Civco *et al.*, 2002 ; Stefanov *et al.*, 2001 ; Voirin *et al.*, 2003). Leur apport dans ce sens permet d'automatiser le processus de détection des changements tout en incluant la connaissance humaine des experts (interprètes et thématiciens). Ainsi, en plus de l'information spectrale, l'intégration de plusieurs types d'informations plus spécifiques sur les phénomènes ou éléments à étudier est rendue possible; ce qui permet une analyse des images beaucoup plus développée que celle offerte par les méthodes conventionnelles. Les techniques d'intelligence artificielle sont de plus en plus utilisées en télédétection pour la détection des changements (Baltsavias, 2004 ; Voirin *et al.*, 2003 ; Zhang, 2004). Les méthodes développées en milieu urbain pour les objets fins ne sont pas nombreuses. Cette situation peut être expliquée par la récente disponibilité des images à THRS.

#### 2.5 Conclusion partielle

La plupart des méthodes de détection de changement basées sur la comparaison image-image ont été appliquées à des images à moyenne ou faible résolution spatiale dans des zones rurales ou péri-urbaines. En milieu urbain, elles ont souvent donné des résultats non satisfaisants dû à la complexité des paysages urbains et à cause de leur incapacité à traiter efficacement des données multi-sources (Lu *et al.*, 2004).

La complexité de ce milieu exige l'utilisation de systèmes intelligents et l'utilisation de données additionnelles comme les couches cartographiques des SIG. Peu de solutions intelligentes qui incluent la connaissance *a priori* dérivée des cartes ont été développées en milieu urbain pour détecter le changement sur des objets fins (Baltsavias, 2004).

Jusqu'à présent, les données cartographiques n'ont pas été suffisamment exploitées dans le processus de détection de changement. Elles ont été souvent utilisées comme un simple

résultat de classification à comparer à une image ou comme masque pour extraire les zones d'entraînement sur l'image.

L'utilisation de la carte ne doit pas être limitée à ces deux aspects. La carte contient d'autres informations (géométrie, relations contextuelles entre les objets) qui peuvent être exploitées dans différentes étapes d'une méthode de détection de changement (Baltsavias, 2004). Ces informations sont importantes dans un milieu complexe comme le milieu urbain.

Une recherche sur l'intégration des données cartographiques et de la télédétection dans une démarche intelligente est donc nécessaire pour une meilleure mise en application d'analyses de détection de changement en milieu urbain. Le chapitre suivant présente la méthode que nous proposons pour répondre à ce besoin.

### **3. MÉTHODOLOGIE**

#### **3.1 Introduction**

La méthodologie proposée pour la détection des changements consiste à comparer l'image à THRS récente avec la carte numérique à mettre à jour. Cette stratégie adoptée présente plusieurs avantages : l'exploitation des objets de la carte pour segmenter l'image en zones homogènes, la sélection des zones d'apprentissage des propriétés des objets, la possibilité d'intégration des connaissances contenues dans la carte dans le processus d'analyse de l'image et la localisation des zones de changements probables.

La méthodologie est basée sur une approche orientée objet vu son importance dans l'analyse automatique des images à THRS. En effet, en raison de la difficulté de séparer entre les objets urbains en se basant uniquement sur les caractéristiques spectrales, l'objet géographique dans cette approche est un paquetage intégré de géométrie, d'attributs et de relations. Nous avons donc adopté une modélisation orientée objet qui permet ainsi de traiter l'objet caractérisé par différents attributs (réponse spectrale, forme, topologie, localisation, possibilités de changements).

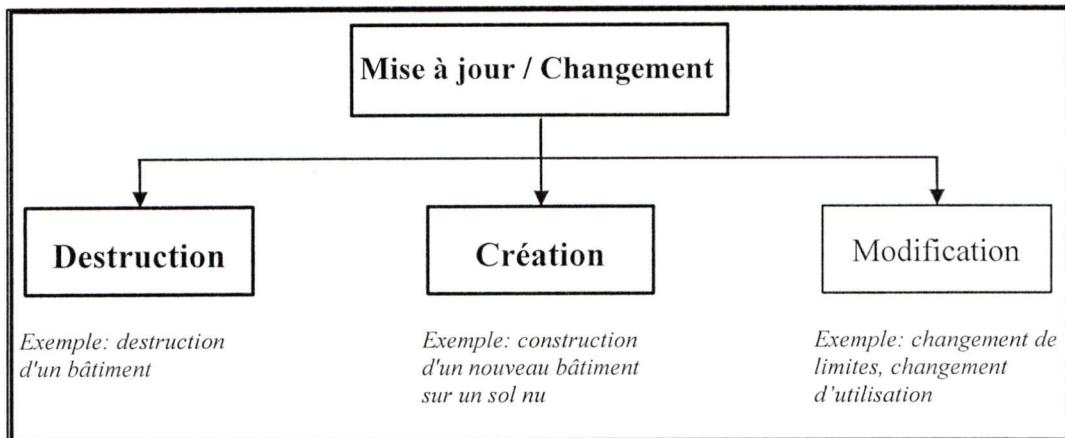
Finalement la connaissance existante est exploitée dans notre méthode pour améliorer le processus de traitement des images et la détection des changements. La connaissance peut être tirée de l'expérience pratique acquise dans le domaine de la cartographie urbaine ou des données existantes sur le site d'étude.

#### **3.2 Typologie des changements**

La mise à jour des données géographiques consiste à affecter à ces données de nouvelles valeurs qui correspondent à l'état de la réalité à la date la plus actuelle possible. La mise à jour peut être due à un changement dans la réalité (construction d'un nouveau bâtiment, modification de la limite suite à la construction d'une extension, destruction d'un bâtiment,

changement dans l'utilisation, etc.), à un changement de la géométrie (suite à un nouveau captage par exemple) ou à un changement dans les spécifications de la base de données géographiques.

Au niveau d'une base de données géographiques, le changement a lieu lorsque les propriétés géométriques ou sémantiques d'un objet ont changé. Ainsi, le changement peut prendre la forme d'une création d'objet, d'une destruction d'objet, d'une modification géométrique, d'une modification d'attribut ou d'une modification de la représentation (figure 3.1). Dans le cadre de ce travail, nous traitons les cas les plus fréquents qui sont la création et la destruction. Les modifications sont rares et dans la majorité des cas, elles nécessitent des informations supplémentaires. Elles ne sont pas concernées par cette recherche.



**Figure 3.1. Typologie des changements dans une base de données géographiques**

### 3.3 Méthodologie générale

Pour atteindre les objectifs de cette thèse, la méthodologie générale présentée dans la figure 3.2 a été proposée. Les étapes de la méthodologie sont d'abord présentées en résumé dans les paragraphes suivants. Chaque étape est ensuite détaillée au fur et à mesure à la suite de ce chapitre.

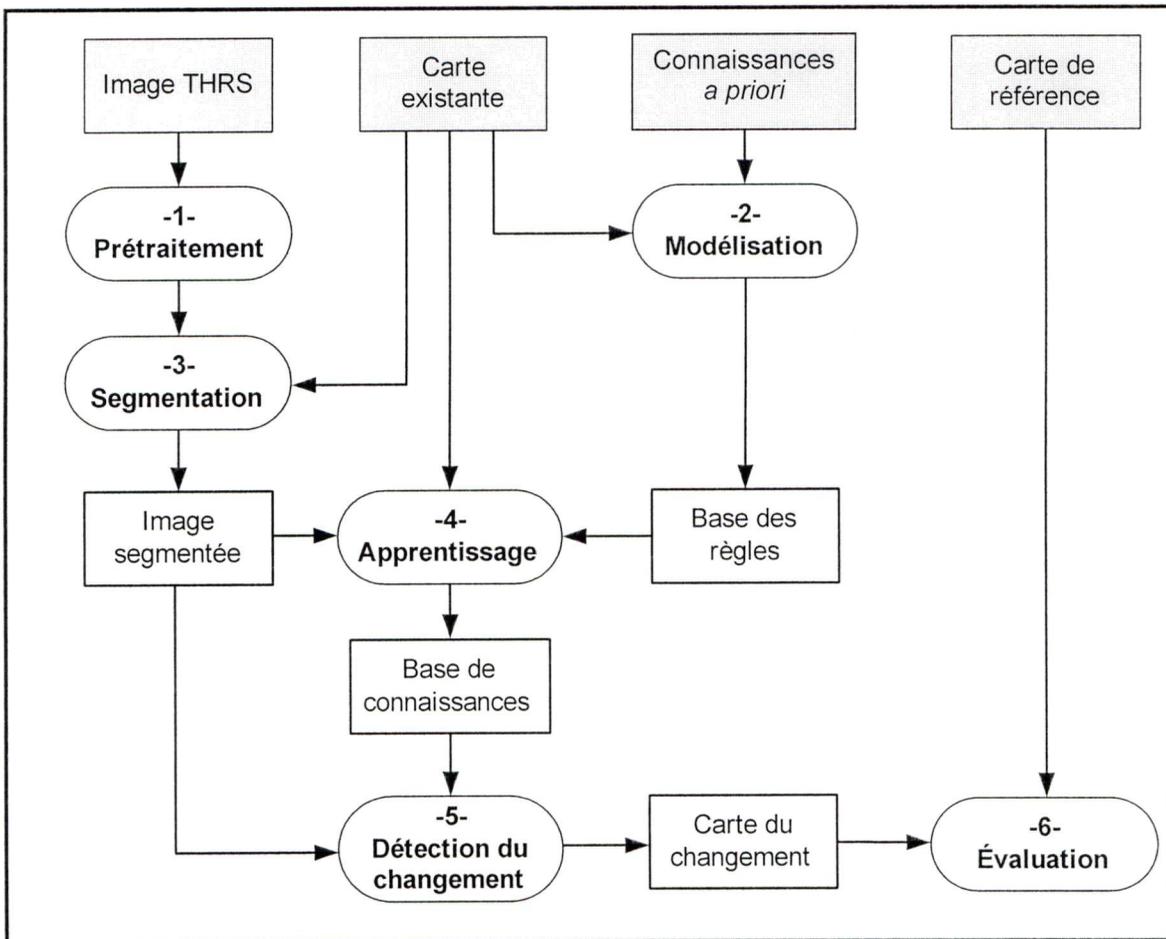


Figure 3.2. Méthodologie proposée pour la détection des changements des bâtiments

La méthodologie globale est composée des étapes suivantes :

1. Collecte des données et prétraitements :
  - a. Collecte des données nécessaires pour l'application de la méthode de détection de changement du bâti et pour la validation des résultats. Pour ceci, une image Ikonos et la carte de Sherbrooke ainsi qu'une image QuickBird et la carte de Rabat ont été utilisées. Des connaissances sur le milieu urbain sont aussi utilisées. Il s'agit surtout de connaissances relatives aux propriétés des objets urbains et de connaissances relatives aux possibilités de transitions entre les classes d'objets. Les données de la carte de référence sont obtenues par photo-interprétation.
  - b. Prétraitement des données utilisées. Pour chaque ville, l'image multispectrale utilisée a été fusionnée avec l'image panchromatique pour pouvoir exploiter l'information spectrale des images multispectrales et la précision spatiale des images panchromatiques. De plus, pour permettre une comparaison entre l'image et la carte, un calage géométrique entre elles est nécessaire. Il a été réalisé à l'aide de fonctions de transformations impliquant plusieurs points de calage et de contrôle. Les points de calage sont nécessaires pour calculer les coefficients des transformations. Les points de contrôle sont utilisés pour évaluer la transformation.
2. Modélisation de la réalité urbaine : cette étape qui exploite les connaissances existantes et la carte disponible concerne la définition des classes d'objets urbains, les propriétés de ces classes, les possibilités de transition ainsi que les règles générales qui permettent la détection des objets appartenant à ces classes. Trois produits sont déduits de cette modélisation. Premièrement, un modèle de classes est établi. Il représente les classes d'objets utilisées dans cette recherche, les attributs adoptés descriptifs des objets appartenant à ces classes ainsi que les relations existantes entre ces classes et qui sont

exploitées dans notre méthode. Ensuite, un modèle de transition est adopté. Il permet de prévoir les possibilités de changements entre les différentes classes d'objets entre deux dates différentes. Finalement, les règles générales de reconnaissance des objets et les règles de détection du changement du bâti sont définies. Les règles générales de reconnaissance des objets permettent de produire des possibilités d'appartenance à une classe d'un objet de l'image. Les règles de détection du changement du bâti permettent de déduire le changement du bâti à partir de plusieurs conditions. Toutes les informations recueillies dans cette étape constituent notre base de connaissance.

3. Segmentation multispectrale : elle permet de regrouper les pixels de l'image en régions homogènes appelés segments. La méthode de segmentation proposée ici est nouvelle dans le sens que les paramètres de segmentation qui sont les germes, les seuils spectraux et géométriques sont calculés automatiquement en faisant une analyse résultant de la superposition de la carte et de l'image. Le résultat de cette étape est une image segmentée. Elle permet de travailler avec une approche par objet en prenant en compte plusieurs attributs qui caractérisent les segments (les attributs spectraux, les attributs géométriques et les attributs contextuels).
4. Phase d'apprentissage : il s'agit dans cette étape de déduire les propriétés des bâtiments existants sur la carte en cherchant les segments qui leur correspondent sur l'image segmentée. La méthode d'apprentissage proposée est novatrice. Elle permet de calculer automatiquement non seulement les propriétés spectrales des bâtiments mais également les propriétés géométriques et contextuelles. De plus, les seuils des indices impliqués dans les conditions des règles et les poids à accorder aux règles sont également calculés automatiquement. Une analyse contextuelle entre les bâtiments et les routes de la carte est aussi réalisée pour déduire les paramètres utilisés pour la recherche des zones probables de changement. Le résultat de cette étape d'apprentissage permet d'enrichir la base de connaissance.

5. Détection de changement : L'objectif de cette méthode est de localiser les changements dus à une création (construction de nouveau bâtiment) ou à une destruction (démolition d'un bâtiment). Pour arriver à cet objectif, les règles de détection du changement sont appliquées aux segments de l'image segmentée. Les segments qui satisfont aux conditions requises ont plus de possibilités d'être classifiés comme changements. Tous les changements trouvés vont être extraits pour créer une carte de changements qui contient les nouveaux bâtiments et les bâtiments détruits. Le degré de certitude lié au changement détecté est aussi calculé.
  
6. Évaluation : Pour évaluer la méthode proposée, sept sites ont été retenus. Les bâtiments présentent des caractéristiques différentes d'un site à l'autre (forme, grandeur, orientation, densité, couleur de toit). Ceci permet de tester la méthode sur des cas différents. En conséquence, quatre extraits de l'image Ikonos et trois extraits de l'image QuickBird ont été utilisés. Les résultats des étapes intermédiaires (segmentation, choix des règles, poids des règles) et les résultats finaux de détection de changement du bâti sont évalués. L'évaluation de la segmentation obtenue par la méthode proposée est effectuée en faisant une comparaison qualitative et une comparaison quantitative avec une segmentation de référence réalisée de façon interactive par un interprète. Dans cette segmentation de référence, les limites des segments sont tracés, à l'aide d'un logiciel SIG, telles qu'elles apparaissent visuellement en utilisant les extraits d'images comme fonds d'écran. L'étude de l'importance des règles et la détermination des poids des règles sont réalisées en utilisant des cartes de référence obtenues par interprétation. Elles contiennent tous les bâtiments existants (anciens et nouveaux) sur les extraits d'images objets de l'étude. L'évaluation des résultats finaux de détection de changement est faite par comparaison avec des cartes des changements interprétées à partir des extraits d'images analysés.

### **3.4 Étapes de la méthode proposée**

Dans ce qui suit, nous donnons les détails sur chacune des étapes de la méthode proposée à savoir : la collecte de données et prétraitements, modélisation, segmentation, apprentissage, détection du changement et évaluation des résultats.

#### **3.4.1 Collecte des données et prétraitements**

La collecte de données et les prétraitements sont présentés dans le chapitre 4.

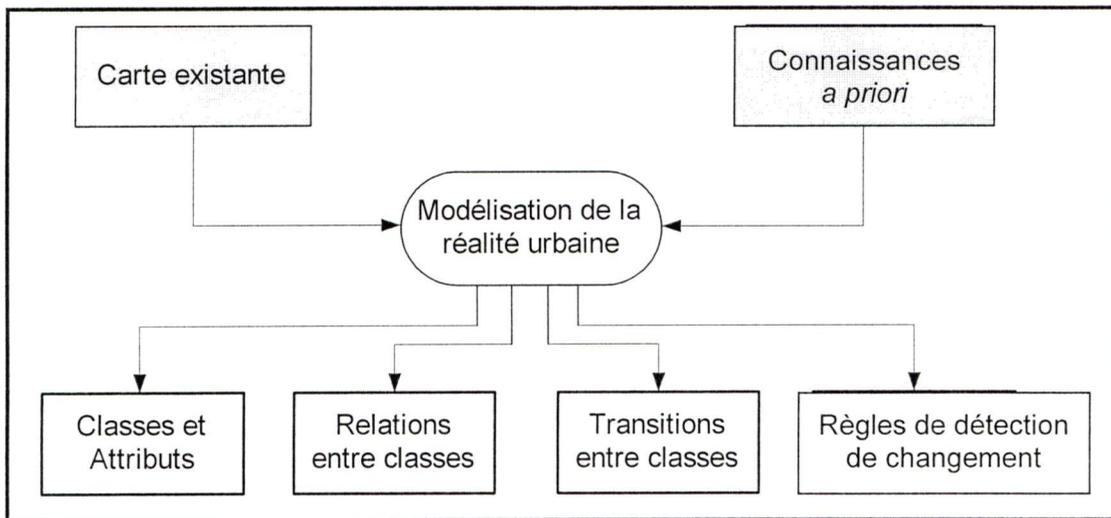
#### **3.4.2 Modélisation de la réalité urbaine**

Notre recherche s'intéresse aux bâtiments. Cependant, pour pouvoir les détecter, il est important de les considérer dans leur environnement qui est formé d'autres objets tels que la végétation, les routes, l'eau, etc.. La définition des propriétés de ces objets permet donc de faciliter leur discrimination par rapport aux bâtiments. Une étape de modélisation s'avère donc indispensable.

La modélisation permet de représenter la réalité urbaine sous une forme simple à exploiter en se basant sur les connaissances qui caractérisent au mieux les objets du milieu urbain. Dans cette étape, les données cartographiques, les images disponibles et les connaissances courantes sur le milieu urbain ont été exploitées. D'autres paramètres auraient pu être pris en compte, comme les règlements de construction et le nombre de permis de construction autorisés. Cependant ces données ne sont pas toujours disponibles dans tous les contextes. Nous avons donc opté pour ne pas les inclure dans notre recherche. La modélisation que nous avons effectuée est constituée des étapes suivantes (figure 3.3) :

- a) Définition des classes d'objets intéressantes pour notre recherche. Les classes d'objets définies sont caractérisées par leurs propriétés traduites en attributs spectraux, géométriques et contextuels.

- b) Définition des relations entre les classes d'objets. Ces relations sont également caractérisées par des attributs.
- c) Définitions des possibilités de transition entre les classes. Ces possibilités reflètent les cas de changements que l'on peut observer en milieu urbain et qui sont pris en compte dans la méthode proposée.
- d) Traduction des connaissances en règles.



**Figure 3.3. Modélisation de la réalité urbaine**

#### 3.4.2.1 Définition des classes d'objets et leurs attributs

Après analyse des objets urbains sur les cartes existantes et les images disponibles, les classes d'objets suivantes sont retenues dans cette étude : bâtiment, route, stationnement, végétation, eau (piscine), ombre et sol nu. Chaque classe possède des propriétés qui permettent de la différencier des autres classes. Les connaissances disponibles sur chaque classe permettent de déduire ses propriétés et de les traduire sous formes de descripteurs quantifiables appelés aussi attributs.

Le tableau 3.1 présente les attributs utilisés pour chaque classe dans la méthode proposée. Il présente également les connaissances disponibles sur chaque classe d'objets; ce qui justifie le choix des attributs.

**Tableau 3.1. Connaissances et attributs des classes d'objets**

<b>Classes</b>	<b>Connaissances</b>	<b>Attributs</b>
<b>Bâtiment</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Différents matériaux et couleurs</li> <li>- Géométrie compacte régulière généralement carrée ou rectangulaire</li> <li>- Orientation des côtés selon les axes des routes</li> <li>- Équidistance homogène entre bâtiment</li> <li>- Distance à respecter avec bord des routes</li> <li>- Présence d'ombre du côté opposé au soleil</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Moyenne et écart-type dans chaque bande</li> <li>- Surface, périmètre</li> <li>- Compacité, élongation, concavité.</li> <li>- Azimut des côtés</li> <li>- Distance bâti-bâti</li> <li>- Distance bâti-route</li> <li>- Voisins côté opposé au soleil.</li> </ul>
<b>Route</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Plus claire que leur environnement</li> <li>- Homogène</li> <li>- Forme allongée</li> <li>- Grande surface</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Moyenne et écart-type dans chaque bande</li> <li>- Indice de zone construite</li> <li>- Compacité, élongation</li> <li>- Surface</li> </ul>
<b>Lot de stationnement</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Plus claire que leur environnement</li> <li>- Géométrie compacte régulière généralement carrée ou rectangulaire</li> <li>- Grande surface</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Moyenne dans chaque bande</li> <li>- Indice de zone construite</li> <li>- Compacité, élongation, concavité</li> <li>- Surface</li> </ul>
<b>Ombre</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Faibles valeurs dans toutes les bandes.</li> <li>- Homogène</li> <li>- Forme allongée</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Moyenne et écart-type dans chaque bande</li> <li>- Indice d'ombre</li> <li>- Compacité, élongation</li> </ul>

**Tableau 3.1. Connaissances et attributs des classes d'objets (suite)**

<b>Classes</b>	<b>Connaissances</b>	<b>Attributs</b>
<b>Végétation</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Faible valeur dans le rouge et forte valeur dans le proche infrarouge</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Indice de végétation</li> </ul>
<b>Piscine</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Forte valeur dans le bleu et le vert. Faible valeur dans le rouge et le proche infrarouge.</li> <li>– Homogène</li> <li>– Forme circulaire ou rectangulaire</li> <li>– Petite surface.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Moyenne et écart-type dans chaque bande</li> <li>– Compacité</li> <li>– Surface</li> </ul>
<b>Sol nu</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Plus claire que leur environnement</li> <li>– Forme quelconque</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Moyenne dans chaque bande</li> <li>– Indice de brillance du sol</li> <li>– Compacité</li> </ul>

Le choix de certains attributs spectraux et géométriques est justifié par leur utilisation répandue dans la littérature. Il s'agit surtout de l'information spectrale (moyenne et écart-type dans chaque bande), des indices spectraux NDVI (*Normalized difference vegetation index*) et IBS (Indice de brillance du sol) et des indices de forme et de grandeur (compacité, élongation, surface et périmètre). La majorité de ces attributs ont été utilisés dans des travaux de recherche antérieurs (Voirin, 2004; Song and Civco, 2004; Zhang and Couloigner, 2006).

En plus de ces attributs, nous proposons d'utiliser dans notre méthode des attributs spectraux et géométriques nouveaux. Ainsi, l'indice INC (Indices des zones construites) que nous avons testé, s'est révélé efficace pour détecter les surfaces en asphalte et en béton. L'indice IP (Indice de piscine) associé à un indice de forme permet de discriminer les piscines. L'indice de concavité est aussi utilisé puisque la valeur de cet indice est proche de

1 pour la majorité des bâtiments. Finalement l'indice IOB (Indice d'ombre) permet l'identification des zones d'ombre.

Les attributs contextuels qui représentent la relation entre un bâtiment et un autre bâtiment, l'orientation des côtés d'un bâtiment et la relation entre un bâtiment et une route sont aussi novateurs. Le choix de les intégrer dans notre méthode émane d'un besoin de générer des hypothèses sur les emplacements possibles pour la construction de nouveaux bâtiments et de diminuer le nombre d'erreurs de détection de changements dû à la complexité du milieu urbain. Ces attributs contextuels sont expliqués dans la section suivante.

Les tableaux 3.2 et 3.3 donnent les formules mathématiques des attributs spectraux et géométriques retenus dans la méthode proposée.

**Tableau 3.2. Indices spectraux utilisés**

Indices	Signification	Formule
<b>NDVI</b>	Indice normalisé de végétation	$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$ (Voirin, 2004)
<b>IBS</b>	Indice de brillance du sol	$IBS = \sqrt{R^2 + PIR^2}$ (Jensen, 2004)
<b>INC</b>	Indice normalisé des zones construites	$INC = \frac{B - PIR}{B + PIR}$ (Proposé)
<b>IOB</b>	Indice d'ombre	$IOB = \frac{(R + V + B + PIR)}{4}$ (Proposé)
<b>IP</b>	Indice de piscine	$IP = \frac{R + PIR}{B + V}$ (Proposé)

**Tableau 3.3. Indices géométriques utilisés**

Indices	Signification	Formule
Icv	Indice de Concavité	$I_{cv} = \frac{\text{surface}(\text{objet})}{\text{surface}(\text{enveloppe\_convexe})}$ (Proposé)
Ie	Indice d'élongation	$I_e = \frac{\text{surface}(\text{objet})}{[\text{longueur}(\text{objet})]^2}$ (Baatz and Schape, 2000)
Icm	Indice de Compacité	$I_{cm} = \frac{2 \cdot \sqrt{\pi \cdot \text{surface}(\text{objet})}}{\text{périmètre}(\text{objet})}$ (Song and Civco, 2004)

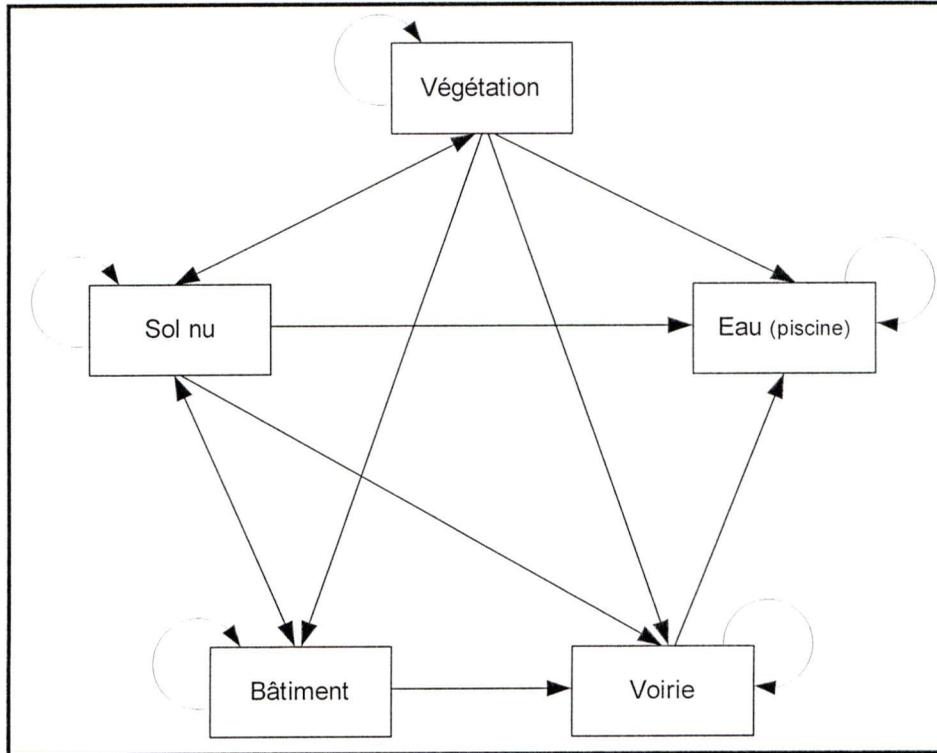
### 3.4.2.2 Définition des relations entre les classes d'objets

Le contexte est une propriété importante des objets. Il permet de renseigner sur les relations de voisinage entre les objets. Ainsi, les relations d'adjacence, de proximité, d'inclusion, d'intersection, de parallélisme et de perpendicularité ont été prises en compte par l'approche proposée. La relation d'adjacence est indispensable pour la détection des bâtiments en se basant sur les zones d'ombre de l'image. La relation de proximité est aussi importante. En effet, une distance minimale doit exister entre les limites de bâtiments et les bords des rues. Cette distance doit être prise en compte dans l'analyse. La relation de proximité renseigne aussi sur la distance séparant les bâtiments. Quant à la relation d'inclusion, elle est d'abord utilisée pour déduire l'appartenance des segments d'image à la date  $t_1$ . En effet, à la date  $t_1$ , le segment d'image est affecté à la même classe que l'objet cartographique dans lequel il est inclus. Cette relation est aussi utilisée pour fusionner des zones images appartenant à la même classe d'objets. Pour la relation d'intersection, elle permet surtout d'éliminer les erreurs d'identification. Les relations de parallélisme et de perpendicularité sont aussi importantes. Elles permettent d'émettre des hypothèses sur l'emplacement des nouveaux bâtiments en se basant sur la localisation des anciens bâtiments et les directions des rues existantes. Toutes ces relations spatiales permettent de générer les connaissances suivantes :

- Relation d'adjacence : Un bâtiment est adjacent à une ombre. Cette adjacence est définie par l'azimut du soleil.
- Relation de proximité : Un bâtiment proche d'une route doit être à une distance minimale du bord de cette route.
- Relation de proximité : Un bâtiment est proche d'un autre bâtiment. Une distance moyenne entre bâtiment est définie pour chaque secteur.
- Relation de parallélisme : l'axe d'une rangée de maisons est orienté parallèlement à l'axe d'une rue proche.
- Relation de perpendicularité : l'axe d'une rangée de maisons est orienté perpendiculairement à l'axe d'une rue proche.
- Relation d'inclusion : la classe d'un segment (de l'image segmentée) à la date  $t_1$  est celle de l'objet de la carte dans lequel il est inclus.
- Relation d'intersection : un segment (de l'image segmentée) intersecté par un axe de route de la carte est un segment de route.

### 3.4.2.3 Transitions entre classes

La génération des probabilités de transition entre classes permet de prévoir les possibilités de changements en milieu urbain. La figure 3.4 montre le modèle des transitions entre classes retenues dans notre étude.



**Figure 3.4. Modèle des transitions entre classes d'objets**

La transition entre toutes les sous-classes de végétation est possible. Le développement urbain peut faire qu'une zone de végétation soit construite. Il est alors probable de trouver une transition végétation-route ou végétation-bâtiment ou tout simplement végétation-sol nu. Le passage d'une zone construite à une zone de végétation est improbable. Il n'a pas été donc pris en considération dans le modèle des transitions. La construction ou le montage d'une piscine peut être fait sur une ancienne zone de végétation, un sol nu ou également sur un lot de stationnement. Le cas de destruction de bâtiments est rare. Cependant, on peut le rencontrer surtout dans le cas de réaménagement de certaines zones.

Le modèle de transitions entre les classes d'objets permet de générer les connaissances suivantes sur le changement du bâti :

- Un nouveau bâtiment est construit sur un ancien sol nu ou une ancienne végétation.

- Un ancien bâtiment peut être détruit et son emplacement peut devenir un sol nu ou faire partie de la voirie.
- Une route ne peut devenir un bâtiment.
- Un nouveau bâtiment ne peut pas être construit sur de l'eau.

Ces transitions sont les plus fréquemment observées. Cependant, si le besoin le nécessite, il serait important de prévoir d'autres transitions en plus de celles retenues ici.

#### 3.4.2.4 Traduction des connaissances en règles

Les règles sont basées sur les connaissances déduites des étapes précédentes de la modélisation. Chaque règle est exprimée sous forme d'expression logique de type :

*"Si conditions vérifiées alors déduction".*

Les règles adoptées concernent la signature spectrale, la géométrie et le contexte de l'objet ainsi que les possibilités de transition entre les classes d'objets.

Les règles spectrales reviennent à comparer la ressemblance des valeurs spectrales de l'objet analysé dans chaque bande spectrale de l'image avec les valeurs typiques d'une classe donnée. Dans ce sens, le calcul de la distance spectrale dans chaque bande est utilisé. La ressemblance est vérifiée si la distance spectrale dans chaque bande est inférieure à un seuil. Les règles spectrales concernent aussi la comparaison des valeurs des indices spectraux de l'objet (NDVI, IBS, INC) aux seuils spectraux de ces indices.

Une fonction  $g()$  est utilisée pour calculer le degré de ressemblance spectrale  $Dr()$  d'un objet avec une classe donnée. Soit  $m_{i,j}$  la valeur spectrale moyenne de la classe  $i$  dans la bande  $j$  et  $\sigma_{i,j}$  la valeur de son écart-type dans la même bande. Soit  $m_j$  la valeur moyenne dans la bande

$j$  des pixels appartenant à l'objet.  $j = 1, \dots, n_b$ , où  $n_b$  désigne le nombre de bandes et  $i = 1, \dots, n_c$ , avec  $n_c$  désigne le nombre de classes.

Le degré de ressemblance spectrale  $Dr(m_j)$  d'un objet à chaque classe  $i$  est exprimé par la formule suivante:

$$Dr(m_j) = \prod_{j=1}^{n_b} g(m_j, m_{i,j} - \sigma_{i,j}, m_{i,j} - \frac{1}{3}\sigma_{i,j}, m_{i,j} + \frac{1}{3}\sigma_{i,j}, m_{i,j} + \sigma_{i,j}) \quad (11)$$

Avec :

$$g(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & \text{si } (x > a \text{ ou } x < d) \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{si } (a \leq x < b) \\ 1 - \frac{x-c}{d-c}, & \text{si } (c \leq x < d) \\ 1, & \text{si } (c < x \leq a) \end{cases} \quad (12)$$

Après plusieurs tests effectués, cette fonction a été retenue de façon que les objets ayant des valeurs spectrales proches des moyennes d'une classe auront un degré de ressemblance à cette classe proche de 1. Dans le cas contraire, le degré de ressemblance sera proche de 0.

Les règles sur la géométrie consistent à comparer la grandeur (surface, périmètre), la forme (compacité, élongation, concavité) et l'orientation (azimut des côtés) d'un objet à des valeurs de seuils caractéristiques de certains types d'objets. Les bâtiments ont généralement une compacité située entre 0.5 et 0.8 et une élongation variant de 0.3 pour un bâtiment rectangulaire allongé à 1 pour un bâtiment carré. La concavité est toujours proche de 1.

Pour la géométrie, la comparaison adoptée utilise la moyenne et l'écart-type de chaque indice géométrique. Plusieurs tests nous ont amené à choisir une fonction  $h()$  de ressemblance pour les indices géométriques. Soit  $m_{I_g}$  et  $\sigma_{I_g}$  la moyenne et l'écart-type d'un indice géométrique quelconque pour la classe bâtiment. La ressemblance géométrique est donnée par la fonction  $h()$  suivante :

$$\begin{cases} h(I_g) = 1 - \frac{|I_g - m_{I_g}|}{\sigma_{I_g}} & \text{Pour } 0 \leq |I_g - m_{I_g}| \leq \sigma_{I_g} \\ h(I_g) = 0 & \text{pour les autres valeurs de } I_g \end{cases} \quad (13)$$

$I_g$  représente la valeur de l'indice géométrique pour un objet donné. La formule (13) veut dire que les valeurs d'un indice géométrique situées dans les limites définies par la moyenne et l'écart-type correspondent à un degré de ressemblance géométrique situé entre 0 (non bâtiment) et 1 (bâtiment) de telle façon que les valeurs proches de la valeur moyenne correspondent à des objets ayant une grande ressemblance avec des bâtiments.

Les règles sur le contexte permettent de vérifier pour un objet la présence de l'ombre, la proximité à une route existante, la proximité à un bâtiment existant et la comparaison de l'orientation avec une route existante proche. Pour expliquer comment ces règles sont traduites, nous utilisons les notations suivantes :

$O_k$  : objet  $k$  dans l'image.

$C_1(O_k)$  : classe de l'objet  $O_k$  de l'image à la date  $t_1$ .

$C_2(O_k)$  : classe de l'objet  $O_k$  de l'image à la date  $t_2$ .

$E_O(C)$  : ensemble d'objets d'une classe donnée.

$A(O_k)$  : liste des objets adjacents à  $O_k$ .

$P(O_k, d)$  : liste des objets proches de  $O_k$  d'une distance  $d$ .

$D(O_k, d)$  : liste des objets proches de  $O_k$  et qui ont la même orientation que  $O_k$ .

Ainsi les règles contextuelles sont écrites sous la forme suivante :

- Si  $\exists O_j \subset A(O_k)$  tel que  $C(O_j) = \text{"Ombre"}$  et  $\text{Azimut}(O_j, O_k) \approx \text{Azimut}_{\text{Soleil}}$  Alors,

$$C(O_k) = \text{"Bâti"}$$

- Si  $\exists O_j \subset P(O_k, d)$  tel que  $C(O_j) = \text{"Bâti"}$  Alors,  $C(O_k) = \text{"Bâti"}$

- Si  $\exists O_j \subset D(O_k, d)$  tel que  $C(O_j) = \text{"Route"}$  Alors,  $C(O_k) = \text{"Bâti"}$

Les règles sur les transitions expriment la probabilité de passage d'une classe vers la classe de bâtiment et la probabilité de passage de la classe de bâti vers une autre classe. Elles permettent d'éliminer les transitions non probables causées par la confusion entre la classe du bâti et d'autres classes.

Soit  $T(C)$  l'ensemble des classes de transition d'une classe donnée. Ainsi la règle générale de transition est formulée de la façon suivante :

- Si  $C_1(O_k) = A$  Alors  $C_2(O_k) \subset T(A)$ .

Dans notre approche, deux types de règles sont définis : les règles générales de reconnaissance des objets et les règles spécifiques à la détection des changements au niveau du bâti. Les règles générales de reconnaissance (règles de classification) permettent de produire une information sur l'appartenance à une classe donnée d'un objet de l'image analysée. Cette information est utilisée ensuite en combinaison avec les règles de détection du changement du bâti pour déduire tous les changements du bâti.

Après cette phase de modélisation, la mise en œuvre de la méthode proposée nécessite le regroupement des zones homogènes sur l'image à analyser. Ceci est possible grâce à une segmentation de l'image. Dans ce qui suit, la méthode de segmentation utilisée est expliquée.

### 3.4.3 Segmentation de l'image multispectrale

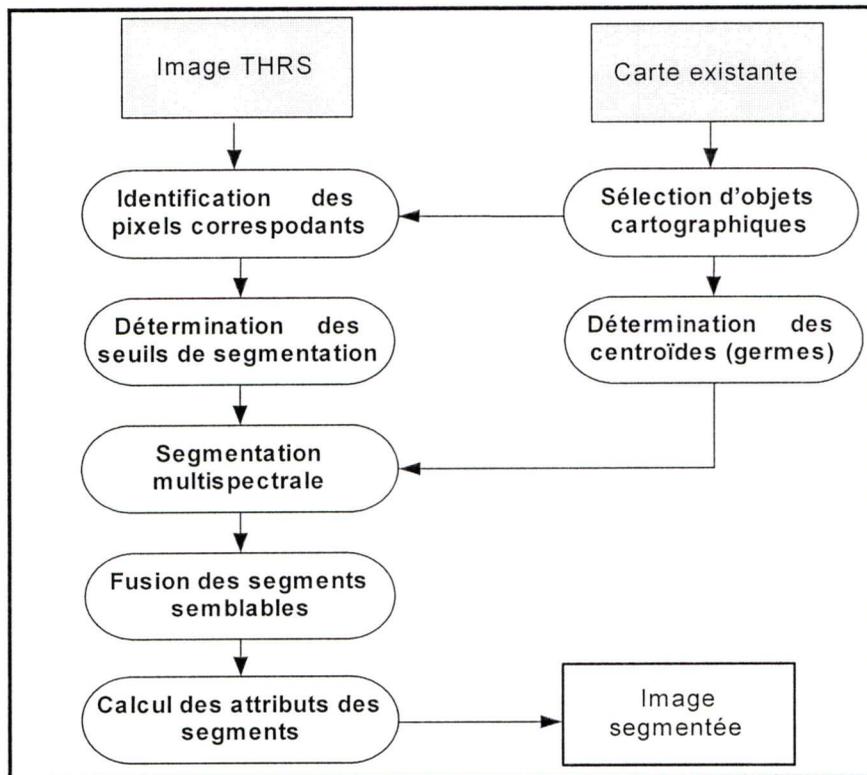
Le but de cette opération est d'obtenir des zones homogènes sur lesquelles vont être effectués les prochains traitements. La segmentation de l'image permet de regrouper les pixels en segments homogènes. L'avantage de travailler avec des segments au lieu des pixels est qu'ils offrent plus de propriétés d'ordre spectral, spatial et aussi contextuel. Ceci va enrichir les informations à utiliser lors des traitements. Plusieurs méthodes de segmentation sont disponibles. Une revue de certaines de ces méthodes peut être trouvée dans Carleer *et al.* (2005). Cependant, elles nécessitent toutes l'introduction par l'utilisateur des paramètres de segmentation (germes, seuils et critères de fusion). Plusieurs tests sont souvent demandés à l'utilisateur afin de choisir les paramètres définitifs qui dépendent de l'image et de l'application.

Dans le cadre de cette recherche, une nouvelle méthode de segmentation multispectrale est proposée afin d'automatiser le choix des paramètres de segmentation. Nous utilisons la segmentation par croissance de région qui part d'un certain nombre de pixels initiaux (germes) pour regrouper les pixels adjacents selon un critère d'homogénéité. Les couches cartographiques numériques existantes seront utilisées comme données auxiliaires pour améliorer les résultats de la segmentation en se basant sur les zones déjà définies dans ces couches. Ainsi, les couches cartographiques sont prises en compte à différents niveaux :

- Faciliter le choix des germes : l'information sur les bâtiments, les routes, les espaces verts, etc. est utilisée pour décider de la position adéquate des germes de la segmentation par croissance de région. L'emplacement de ces germes affecte le résultat

de la segmentation. Dans notre approche, le germe est pris à l'intérieur de la région pour constituer un échantillon représentatif des caractéristiques de la région.

- Renforcer le choix des paramètres de la segmentation : les couches cartographiques fournissent aussi diverses informations supplémentaires utiles pour le processus de la segmentation. Elles permettent le calcul des seuils spectraux et géométriques pour le regroupement des pixels en segments.



**Figure 3.5. Étapes de la méthode de segmentation proposée**

La méthode de segmentation proposée comprend cinq étapes (figure 3.5) :

- Détermination automatique des seuils spectraux et géométriques de segmentation;
- Détermination des premiers germes de segmentation;

- c) Regroupement des pixels homogènes en segments;
- d) Fusion des segments adjacents de mêmes propriétés;
- e) Calculs des attributs des segments.

### 3.4.3.1 Détermination des seuils de segmentation

Un seuil spectral de segmentation est déterminé pour chaque bande. Nous avons fait appel à la couche numérique du bâtiment pour une détermination automatique des seuils. Pour ce faire, la carte est superposée à l'image. Les pixels qui correspondent à chaque bâtiment de la couche cartographique sont pris en compte pour calculer l'écart-type dans chaque bande. Le seuil initial adopté est la moyenne entre la plus petite valeur de tous les écarts types et la moyenne de ces écarts types (équation 14). Ce choix est un compromis pour éviter la sur-segmentation qui peut rendre difficile l'étape d'interprétation et la sous-segmentation qui engendre la fusion de deux ou plusieurs objets dans un seul segment.

$$S_i = \frac{(ET_{moy} + ET_{min})}{2} \quad (14)$$

$S_i$  : seuil de segmentation de la bande  $i$ ,  $ET_{moy}$  : écart-type moyen,  $ET_{min}$ : écart-type minimal.

Les seuils géométriques sont déduits à partir des données cartographiques. Il s'agit de la surface minimale des objets image  $S_m$  et de la valeur minimale de l'indice de compacité  $Ic_m$  calculé à partir des objets cartographiques.

### 3.4.3.2 Détermination des germes de segmentation

La segmentation de l'image commence en prenant comme germes de segmentation les centroïdes des polygones de la couche du bâti, les centroïdes des polygones de la couche de

végétation et des points répartis sur les axes de routes de la couche de voirie. La segmentation continue ensuite en prenant des germes répartis sur l'ensemble de l'image.

Au début des tests, la segmentation de l'image a été faite en prenant les centroïdes des objets cartographiques comme germes de segmentation. Après vérification, nous avons remarqué que certains objets ont leurs centroïdes en dehors des polygones qui les représentent. Pour éviter ce problème, une solution a été adoptée. Il s'agit de diviser chaque polygone de la couche cartographique en plusieurs polygones élémentaires de formes régulières et de prendre les centroïdes de ces polygones élémentaires comme germes pour commencer la segmentation de l'image.

### 3.4.3.3 Regroupement des pixels homogènes en segments

Une segmentation par croissance de région est utilisée. Une fonction de voisinage diagonale (8 voisins) a été utilisée pour déterminer si un pixel adjacent doit être regroupé avec un segment existant de l'image ou s'il fera partie d'un nouveau segment de l'image. La procédure de segmentation regroupe les pixels adjacents selon un critère d'homogénéité. Ce critère d'homogénéité est la distance spectrale  $d_{sk}$  dans chaque bande  $k$  de l'image. Pour déterminer si un pixel doit être regroupé avec un segment existant de l'image, la distance spectrale  $d_{sk}$  entre ce pixel et le segment doit être inférieure au seuil  $S_k$  calculé pour chaque bande  $k$  :

$$d_{sk}(i, j) = |V_{i,k} - V_{j,k}| \quad (15)$$

Avec :  $V_{i,k}$  la valeur du pixel  $i$  dans la bande  $k$  et  $V_{j,k}$  la valeur du segment  $j$  dans la bande  $k$ .

La segmentation commence à partir des germes. Chaque germe a 8 pixels voisins. Dans chaque bande, la distance spectrale entre le germe et chaque pixel voisin est calculée. C'est le critère d'homogénéité spectrale. Si cette distance est inférieure au seuil spectral alors le

germe et le pixel sont fusionnés pour former un segment. La même procédure est appliquée aux autres pixels voisins au germe. Dans chaque bande, la valeur spectrale du segment formé devient la moyenne des valeurs spectrales des pixels qui le forment. La procédure continue ensuite en comparant la valeur spectrale du segment formé avec les valeurs de tous les pixels voisins à ce segment. La distance spectrale est calculée cette fois entre le segment et chaque pixel voisin à comparer. La procédure s'arrête lorsque, pour un segment, aucun pixel voisin ne répond au critère d'homogénéité. À ce moment la procédure passe à un autre germe et ainsi de suite jusqu'à la fin de la segmentation totale de l'image.

#### **3.4.3.4 Fusion des segments adjacents de mêmes propriétés**

Cette opération concerne les segments adjacents qui sont proches spectralement et géométriquement et les petits segments qui sont adjacents ou contenus dans de grands segments. Le but de cette étape est d'obtenir des segments qui décrivent au mieux les objets de l'image.

Pour atteindre cet objectif, les segments adjacents qui présentent les mêmes caractéristiques spectrales sont fusionnés. Le même critère d'homogénéité déjà expliqué est appliqué ici. Aussi, chaque petit segment issu de la segmentation est fusionné avec le segment adjacent le plus proche spectralement pour obtenir un segment qui représente mieux la réalité. En effet, la surface d'un segment de l'image doit nécessairement être supérieure à la surface minimale  $S_m$ . De même, la compacité d'un segment de l'image doit être supérieure à la compacité minimale  $I_{cm}$ . Ainsi, chaque segment dont la compacité est inférieure à  $I_{cm}$  est fusionné avec le segment adjacent le plus proche spectralement pour obtenir un segment plus compact.

### **3.4.3.5 Calcul des attributs des segments**

Après segmentation de l'image, les attributs géométriques et spectraux définis dans l'étape de modélisation (tableau 3.2 et tableau 3.3) sont calculées pour chaque segment. Ces attributs sont : la moyenne et l'écart-type dans chaque bande spectrale, les valeurs des indices spectraux (l'indice normalisé de végétation NDVI, l'indice de brillance du sol IBS, l'indice normalisé des zones construites INC et l'indice d'ombre IOB), la surface et le périmètre, les indices géométriques (l'indice de compacité Icm, l'indice de concavité Icv et l'indice d'élongation Ie).

Une fois les attributs des segments calculés, l'étape d'apprentissage peut commencer afin de déterminer pour chaque classe d'objets les valeurs spectrales, géométriques et contextuelles qui la caractérisent des autres classes.

### **3.4.4 Phase d'apprentissage**

L'apprentissage permet de déduire les propriétés des objets. Il permet également de déterminer les seuils utilisés dans les conditions des règles et le poids à accorder à chaque règle.

#### **3.4.4.1 Principe d'apprentissage**

L'apprentissage des propriétés des objets à partir des données cartographiques et de l'image est fait automatiquement. La carte est utilisée pour choisir les segments d'apprentissage sur l'image. Le principe d'apprentissage est le suivant : Pour chaque objet de la carte existante, le segment (ou les segments) qui lui correspond spatialement est identifié sur l'image segmentée. L'objet de la carte peut être un bâtiment, une route, une zone de végétation ou une zone d'eau. Après une première analyse des propriétés du segment, celui-ci peut être retenu ou écarté de l'apprentissage. Une fois le segment retenu, ses propriétés spectrales et géométriques sont stockées dans la base de données créée à cet objectif. L'analyse de ces

propriétés permet de générer les statistiques de premier ordre des attributs spectraux et géométriques des objets.

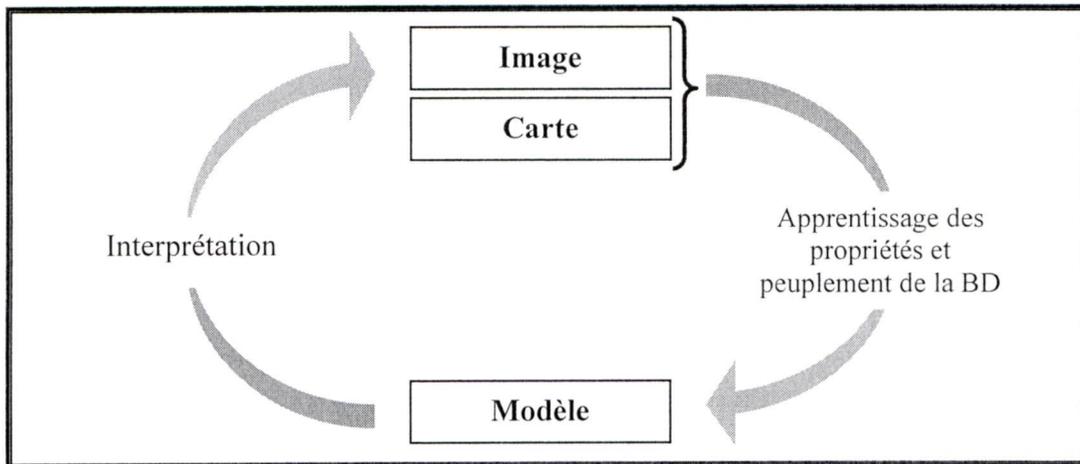
À la fin de ce processus, toutes les classes d'objets seront définies par des valeurs caractéristiques des attributs : moyenne, écart-type, valeur minimale et valeur maximale et ce dans chaque bande spectrale, pour chaque indice spectral (NDVI, IBS, INC, IOB) et pour chaque indice géométrique (surface, périmètre, compacité, concavité, élongation).

Cinq types d'objets peuvent être exploités dans l'apprentissage : bâtiment, route, végétation, eau et ombre. Les segments des objets existants (bâtiments, route, végétation et eau) sont identifiés à partir des couches cartographiques disponibles. Pour les segments de l'ombre, la superposition entre la couche des bâtiments et l'image segmentée permet de les localiser. Ils sont adjacents aux bâtiments et situés du côté opposé au soleil.

Les attributs des relations contextuelles sont aussi appris dans ce processus. Elles sont déduites de la carte. Ainsi, dans chaque zone du site d'étude, la distance minimale entre les bâtiments et les bords de routes est calculée. Cette distance est stockée dans la base de connaissance et sera utilisée dans la phase de recherche des nouveaux bâtiments pour éliminer les erreurs de détection. De plus, la distance moyenne séparant deux bâtiments voisins et les orientations des côtés des bâtiments et des axes des rues sont aussi calculées. Elles permettront de générer des hypothèses sur l'emplacement des nouveaux bâtiments.

Cette façon d'apprentissage est originale. En effet, en plus de calculer les propriétés spectrales des classes d'objets, la BDG existante est utilisée pour extraire aussi les propriétés géométriques et contextuelles des classes.

Le résultat de l'apprentissage est utilisé dans l'étape d'interprétation de l'image pour la détection du changement au niveau du bâti (figure 3.6).

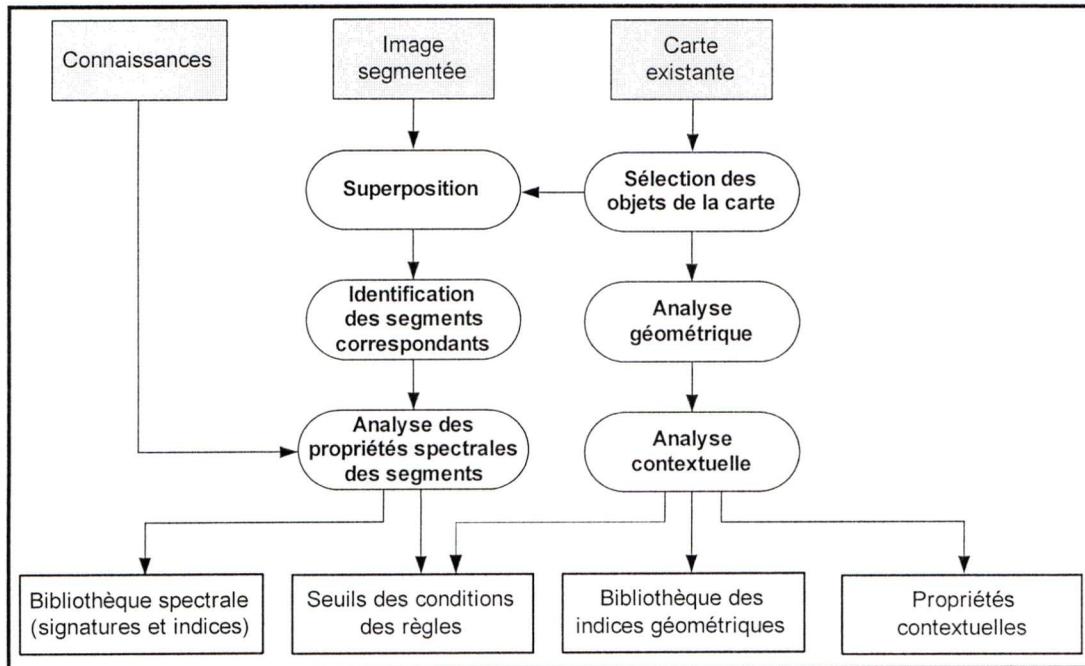


**Figure 3.6. Principe d'apprentissage et d'interprétation**

Une fois l'apprentissage effectué, les propriétés des classes sont analysées pour déduire les seuils des conditions des règles et les poids des règles de détection du changement.

#### **3.4.4.2 Étapes d'apprentissage**

Pour les bâtiments de la carte existante, les segments correspondants sur l'image segmentée sont identifiés. Les propriétés spectrales des bâtiments sont déduites des attributs spectraux des segments identifiés. Les propriétés géométriques et contextuelles sont déduites des attributs géométriques et contextuels des bâtiments de la carte existante. Ces bâtiments sont aussi utilisés pour identifier les zones d'ombre sur l'image segmentée. Les propriétés spectrales et géométriques des zones d'ombre de bâtiments sont aussi calculées.



**Figure 3.7. Apprentissage guidé par la carte**

Sur l'image segmentée, les segments qui correspondent aux routes de la carte existante sont identifiés. Les propriétés spectrales des routes sont déduites des attributs spectraux des segments identifiés, alors que les propriétés géométriques sont déduites des attributs géométriques des routes existantes sur la carte.

Pour les zones de végétation sur la carte existante, les segments correspondants sur l'image segmentée sont identifiés. Ceux qui représentent toujours de la végétation sont sélectionnés. Les propriétés spectrales de la végétation sont alors déduites des attributs spectraux des segments sélectionnés.

Les valeurs des propriétés calculées dans l'apprentissage sont ensuite stockées dans la base de connaissances. À la fin, une analyse est effectuée pour déduire les statistiques pour chaque propriété (moyenne, écart-type, valeur minimale, valeur maximale). Ces statistiques sont utilisées pour calculer les seuils des conditions utilisées dans les règles.

La procédure d'apprentissage pour chaque type d'objet est expliquée dans les paragraphes suivants.

*a) Apprentissage des propriétés spectrales et géométriques des ombres de bâtiments*

L'apprentissage des propriétés des ombres de bâtiments se base sur les zones d'ombres des anciens bâtiments. La procédure utilisée pour identifier ces zones d'ombres sur l'image segmentée est décrite dans ce qui suit :

1. La couche des bâtiments est superposée à l'image segmentée. Pour chaque bâtiment de la carte existante, les segments voisins sur l'image segmentée sont identifiés.
2. Les azimuts entre le centroïde du bâtiment et le centroïde de chacun de ces segments sont calculés. Le segment qui donne l'azimut le plus proche à l'azimut du soleil est retenu pour la suite du traitement. Il est probablement un segment d'ombre de bâtiment.
3. Une analyse d'homogénéité est ensuite effectuée. Ainsi, pour le segment candidat à être un segment d'ombre, si son écart-type dans toutes les bandes est le plus petit en comparaison avec les écarts types de ses segments voisins, il est alors retenu. Cette analyse est justifiée par le fait que les zones d'ombre sont caractérisées par leur homogénéité spectrale.
4. Pour confirmer le segment d'ombre de bâtiment, une analyse de contraste avec ses segments voisins est effectuée. Cette analyse est justifiée par le fait que les zones d'ombres sont plus sombres que leur entourage. Ainsi, pour ce segment candidat à être un segment d'ombre, si la valeur de son indice spectral IOB est plus petite que celles de ses segments voisins, il est alors confirmé.

Les segments d'ombre confirmés par cette procédure sont utilisés pour calculer la moyenne de l'indice de l'ombre IOB et l'écart-type sur cet indice. Ils sont utilisés également pour calculer les propriétés géométriques des zones d'ombre. Ainsi la compacité moyenne des segments d'ombre confirmés est calculée. L'écart-type sur la compacité est aussi calculé. La

surface moyenne et l'élongation moyenne ainsi que leur écart-type sont également calculées.

Les propriétés spectrales et géométriques des ombres de bâtiments déduites dans cette étape sont stockées dans la base de connaissance et seront utilisées pour chercher toutes les autres zones d'ombre de bâtiments sur l'image.

#### *b) Apprentissage des propriétés spectrales des bâtiments*

L'apprentissage des propriétés spectrales des bâtiments se base sur les valeurs des attributs des segments représentant des bâtiments de la carte existante. La procédure utilisée pour déduire ces propriétés spectrales est la suivante : La couche des bâtiments est superposée à l'image segmentée. Pour chaque bâtiment de la carte correspond un ou plusieurs segments de l'image. Une analyse de confirmation des anciens bâtiments est d'abord effectuée. Il s'agit de s'assurer que chaque bâtiment existant de la carte n'a pas changé (c'est-à-dire n'a pas été détruit) avant d'utiliser le segment qui lui correspond sur l'image segmentée dans l'apprentissage des propriétés spectrales. Pour ce faire, le segment identifié n'est retenu pour l'apprentissage que si sa forme et sa surface sont proches de celles du bâtiment de la carte auquel il correspond et s'il est adjacent du côté opposé au soleil à un segment d'ombre confirmé dans l'étape précédente.

Les segments correspondants à des anciens bâtiments confirmés par cette procédure sont alors identifiés à l'issue de cette analyse. Chacun de ces segments est définie par sa valeur moyenne et son écart-type dans chaque bande spectrale.

Les bâtiments sont caractérisés par des réponses spectrales diverses. Pour cette raison, une étape de division des segments de bâtiments identifiés précédemment en sous-classes spectralement homogènes est prévue dans la méthode proposée. Les moyennes et écarts-types des sous classes sont déterminés d'une façon itérative et le nombre final de sous-classes est ajusté en fonction des données analysées. Le processus utilisé est le suivant :

1. Au début du processus, chaque segment représente une sous-classe à part. À ce stade, il y a donc autant de sous-classes qu'il y a de segments. Chaque sous-classe est définie par une moyenne  $\mu_k$  et un écart-type  $\sigma_k$  dans chaque bande  $k$ ;
2. Chaque deux sous-classes proches sont ensuite identifiées. Si la distance entre les centres des deux sous-classes  $i$  et  $j$  dans chaque bande  $k$  est inférieure à la quantité  $d_k$  et si la différence des deux écarts-types est inférieure à la quantité  $e_k$ , alors les deux sous-classes sont fusionnées. Les quantités  $d_k$  et  $e_k$  sont données par les formules suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} d_k = \text{minimum}(\mu_{i,k}, \mu_{j,k}) \\ e_k = \frac{1}{2}[\text{minimum}(\sigma_{i,k}, \sigma_{j,k})] \end{array} \right. \quad (16)$$

$\mu_{i,k}$  et  $\sigma_{i,k}$  sont respectivement la moyenne et l'écart-type de la sous-classe  $i$  dans la bande  $k$ .

$\mu_{j,k}$  et  $\sigma_{j,k}$  sont respectivement la moyenne et l'écart-type de la sous-classe  $j$  dans la bande  $k$ .

3. Une nouvelle moyenne et un nouvel écart-type sont calculés pour la sous-classe résultante. Cette opération est effectuée pour chaque couple de sous-classes proches.
4. Les sous-classes résultantes sont analysées de la même façon que dans l'étape 2.
5. Le processus s'arrête lorsqu'aucune nouvelle sous-classe n'est créée.

Au terme de ce processus, chaque sous-classe est définie par sa moyenne spectrale et son écart-type dans chaque bande spectrale. La valeur moyenne de l'indice INC pour chaque sous-classe de bâtiment est également calculée ainsi que l'écart-type sur cette moyenne.

### *c) Apprentissage des propriétés géométriques des bâtiments*

Les propriétés géométriques des bâtiments sont déduites à partir de la couche cartographique des bâtiments de la carte existante : il s'agit de la surface, le périmètre, la

compacité, la concavité et l'élongation. Trois catégories de bâtiments ont été définies selon la grandeur : petits bâtiments, bâtiments moyens, grands bâtiments. Les surfaces et les périmètres ainsi que les valeurs des indices géométriques des bâtiments de la carte existante sont d'abord calculés. Ils sont ensuite utilisés pour calculer les propriétés géométriques représentant les trois catégories de bâtiments. Ainsi, pour chaque catégorie, les moyennes des indices géométriques et les écarts-types sont calculés.

*d) Apprentissage des propriétés contextuelles des bâtiments*

Les attributs contextuels qui impliquent les bâtiments et qui sont exploités dans la méthode proposée sont : la distance bâtiment-route, la distance bâtiment-bâtiment, la direction d'une rangée de bâtiment.

Pour chaque bâtiment existant dans la carte, la distance qui le sépare de la route la plus proche sur la carte est calculée. Une distance moyenne bâti-route et l'écart-type sur cette distance et la distance minimale sont ensuite calculés.

Pour chaque bâtiment existant dans la carte, la distance qui le sépare du bâtiment le plus proche est calculée. Une distance moyenne bâti-bâti et l'écart-type sur cette distance et la distance minimale sont ensuite calculés. L'azimut entre chaque bâtiment et le bâtiment le plus proche sur la carte est aussi calculé.

Les propriétés spectrales, géométriques et contextuelles des bâtiments déduites dans cette étape sont stockées dans la base de connaissance. Elles seront utilisées pour chercher les nouveaux bâtiments sur l'image.

*e) Apprentissage des propriétés spectrales et géométriques des routes*

Les routes sont caractérisées par des réponses spectrales diverses. Pour cette raison, trois sous-classes sont prévues dans la méthode proposée : gris claire, gris moyen et gris foncé.

La procédure utilisée pour déduire les propriétés spectrales des routes est la suivante : La couche des routes de la carte existante est superposée à l'image segmentée. Pour chaque route de la carte correspond un ou plusieurs segments de l'image. Tous les segments correspondants à des anciennes routes sont alors identifiés à l'issue de cette analyse. Les moyennes et écarts-types des sous-classes de route dans chaque bande spectrale sont alors déterminés. La valeur moyenne pour chaque sous-classe de l'indice INC ainsi que l'azimut moyen de chaque rue de la carte sont aussi calculés.

Les propriétés spectrales et géométriques des routes déduites dans cette étape sont stockées dans la base de connaissance. Elles seront utilisées pour chercher les nouvelles routes sur l'image.

#### *f) Apprentissage des propriétés spectrales de la végétation*

Pour les zones de végétation de la carte existante, les segments correspondants sur l'image segmentée sont identifiés. Les segments qui représentent toujours de la végétation sont extraits et leur NDVI est calculé. La moyenne des NDVI et le NDVI minimal sont alors déduits. Ces deux valeurs sont stockées dans la base de connaissances. Les valeurs trouvées de l'indice NDVI permettront de trouver les zones de végétation sur l'image.

#### **3.4.4.3 Détermination des seuils utilisés dans les règles**

Dans les règles de détection de changement, le choix d'un seuil pour une propriété est indispensable pour savoir si une condition est vérifiée ou non. Dans plusieurs études qui s'intéressent aux changements, les seuils sont choisis de façons empiriques (Jensen, 2004). Les analystes réalisent plusieurs tests et choisissent le seuil qui donne le meilleur résultat. Cette façon de faire est longue et parfois difficile à réaliser.

Dans l'étape d'apprentissage de la méthode proposée, des statistiques sur les propriétés des objets sont calculées en utilisant la carte et l'image (moyenne, écart-type, valeur minimale,

valeur maximale). Ces valeurs permettent de calculer les seuils sur les conditions des règles utilisées.

Pour représenter la distribution des valeurs de chaque propriété, la logique floue a été utilisée. À l'inverse de la logique booléenne, la logique floue permet à une condition d'être en d'autres états que vrai ou faux : il y a des degrés dans la vérification d'une condition (Jensen 2004). Ainsi, au lieu d'avoir une valeur de seuil rigide pour une propriété, cette façon de faire permet d'introduire un certain flou dans les limites.

Soit  $X$  un univers dont les éléments sont notés  $x$ . Soit  $A$  un sous-ensemble de cet univers. Dans la logique booléenne, l'appartenance d'un élément  $x$  au sous-ensemble  $A$  est définie par la fonction binaire suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_A(x) = 1 \text{ si et seulement si } x \in A. \\ V_A(x) = 0 \text{ si et seulement si } x \notin A. \end{array} \right. \quad (17)$$

Dans la logique floue, l'appartenance d'un élément  $x$  à  $A$  est définie par une *fonction d'appartenance floue*  $f_A(x)$  qui associe pour chaque élément  $x$  une valeur réelle entre 0 et 1. Plus la valeur de  $f_A(x)$  est proche de 1, plus  $x$  appartient à  $A$ . Ainsi, les sous-ensembles n'ont pas de frontières rigides, et un élément peut avoir des valeurs d'appartenance à plusieurs sous-ensembles.

Pour illustrer l'application de la logique floue dans notre cas, prenons l'exemple de la compacité. L'univers  $X$  est composé des valeurs calculées de l'indice de compacité  $I_c$ . Nous définissons quatre sous-ensembles de compacité : petite (P), moyenne (M), grande (G) et très grande (TG). Dans le cas de notre règle donnée ci-haut, nous nous intéressons au sous-ensemble G.

Après calcul des valeurs de compacité des bâtiments issues de l'apprentissage, l'étape suivante consiste à choisir la fonction d'appartenance qui correspond au mieux à la

distribution de ces valeurs. La valeur moyenne de compacité  $C_{moy}$  et la valeur de l'écart-type  $C_{ET}$ , sont utilisées pour déterminer les limites de la fonction d'appartenance.

Ainsi, le degré d'appartenance d'une valeur de compacité au sous-ensemble G est donné par la fonction floue  $f_G(Ic)$  suivante :

$$\begin{cases} f_G(I_c) = 1 - \frac{|I_c - C_{moy}|}{C_{ET}} \text{ Pour } 0 \leq |I_c - C_{moy}| \leq C_{ET} \\ f_G(I_c) = 0 \text{ pour les autres valeurs de } I_c \end{cases} \quad (18)$$

Ce qui veut dire que les valeurs situées dans les limites définies par l'écart-type correspondent à un degré d'appartenance variable entre 0 et 1 de façon que les valeurs proches de la valeur moyenne auront un degré d'appartenance proche de 1.

Le même principe est utilisé pour définir les fonctions d'appartenance des attributs impliqués dans les autres règles.

#### 3.4.4.4 Détermination des poids des règles

Dans un système à base de règles, les poids à donner aux règles jouent un rôle important dans la qualité des résultats. En effet, les règles n'ont pas la même importance. Et cette importance peut changer avec le contexte d'application. Il n'existe pas de méthode automatique qui permet de déterminer le poids des règles (Voirin, 2004). Ainsi, l'utilisateur doit lui-même et selon ses connaissances définir un poids pour chaque règle.

Dans cette étude, nous proposons une technique semi-automatique qui exploite les données cartographiques et qui permet d'aider l'utilisateur à déterminer les poids des règles de détection des changements du bâti. Le principe de cette technique est le suivant : l'utilisateur choisit d'abord un extrait de l'image où il dispose de suffisamment de données cartographiques sur les bâtiments. Ces données sont ensuite divisées en deux groupes : le

premier pour l'apprentissage des propriétés des bâtiments et le deuxième pour la validation des règles. Après les étapes d'apprentissage et de segmentation de l'image, les règles de détection de changement sont appliquées une à une et le résultat est comparé avec les données de validation. On obtient finalement, le taux de bonne détection pour chaque règle : c'est le rapport entre le nombre de changement de bâtiments détectés et le nombre total de changements détectés. Ce taux de bonne détection va être pris comme poids de cette règle. Le poids d'une règle  $R_i$  est donc exprimé par la formule suivante :

$$P_{R_i} = \frac{\text{Nb\_changements\_bâti\_détectés}}{\text{Nb\_total\_changements\_détectés}} \quad (19)$$

### 3.4.5 Détection des changements du bâti

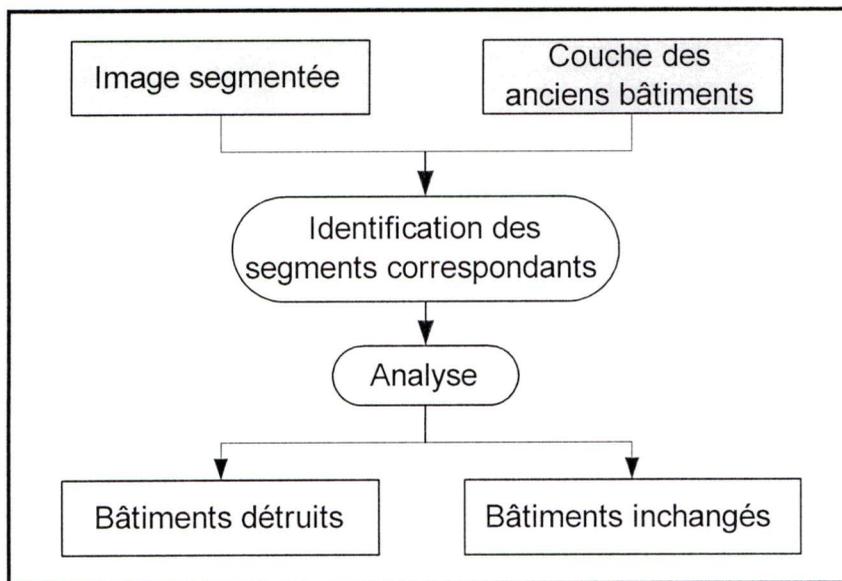
Les étapes de détection de changements sont présentées en premier. Durant ces étapes, plusieurs règles sont utilisées. La façon de combiner ces règles est expliquée par la suite.

#### 3.4.5.1 Étapes de détection des changements du bâti

Pour détecter les changements, trois étapes sont envisagées. L'idée est de procéder d'abord à l'élimination des zones improbables et d'analyser d'une façon détaillée les segments appartenant aux zones restantes. La définition des zones de changements probables se base sur les données disponibles (carte, image) et sur les informations déduites dans l'étape d'apprentissage (propriétés des classes d'objets). Les segments candidats à être des changements de bâtiments sont : (i) les segments de l'image segmentée qui correspondent aux bâtiments de la carte existante et (ii) les segments de l'image segmentée qui ne correspondent ni aux bâtiments de la carte existante, ni aux routes de la carte existante et qui ne sont pas classifiés dans les classes végétation, ombre et eau.

La détection des zones de changements est réalisée en suivant les étapes ci-après :

1. Les segments qui correspondent aux bâtiments de la carte existante sont d'abord analysés pour voir s'ils ont subi des changements (figure 3.8). Les règles utilisées dans cette analyse sont les règles de détection des destructions de bâtiments. L'idée est de vérifier si ces segments ont des propriétés semblables à celles des bâtiments auxquels ils correspondent sur la carte. Cette vérification concerne la signature spectrale, la forme, la grandeur et la présence d'ombre. Si la ressemblance des propriétés n'est pas vérifiée alors il y a destruction. Dans le cas contraire, il n'y a pas eu de changement. Le résultat est exprimé avec un degré de certitude.



**Figure 3.8. Détection des bâtiments détruits**

Les règles utilisées dans cette étape sont les suivantes (RD signifie règle de destruction):

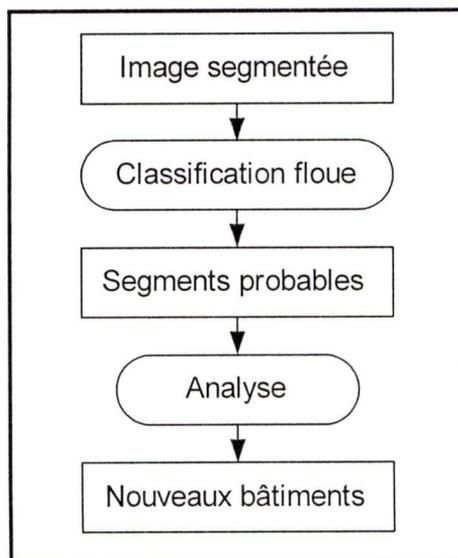
- **RD1** : Si la signature spectrale du segment ne correspond à aucune des signatures de bâtiments de la base de connaissance alors il y a possibilité de destruction du bâtiment.
- **RD2** : Si le segment a une valeur forte de l'indice NDVI alors il y a possibilité de destruction du bâtiment.
- **RD3** : Si la surface du segment est très différente de la surface du polygone du bâtiment sur la carte alors il y a possibilité de destruction du bâtiment.

- **RD4** : Si la forme du segment (indice de compacité  $I_{cm}$ ) est très différente de la forme du polygone du bâtiment sur la carte alors il y a possibilité de destruction du bâtiment.
  - **RD5** : Si le segment n'est pas adjacent à un segment d'ombre (indice IOB faible) du côté opposé au soleil alors il y a possibilité de destruction du bâtiment.
2. Ensuite, une classification floue de l'image segmentée est effectuée en utilisant les règles de classification suivantes (RF signifie règle floue) :
- **RF1** : Si l'indice NDVI d'un segment est fort alors c'est possiblement de la végétation.
  - **RF2** : Si l'indice NDVI d'un segment est faible et l'indice IBS est fort alors c'est possiblement du sol nu.
  - **RF3** : Si l'indice IOB d'un segment est faible et l'homogénéité est forte alors c'est possiblement une ombre.
  - **RF4** : Si l'indice IP d'un segment est faible, la forme est circulaire ou rectangulaire et la surface est petite alors c'est possiblement une piscine.
  - **RF5** : Si un segment candidat a une signature proche de l'une des signatures de bâtiment de la base de connaissance alors c'est possiblement un bâtiment.
  - **RF6** : Si un segment candidat a une signature proche de l'une des signatures de route de la base de connaissance alors c'est possiblement une route.

Ainsi, on obtient pour chaque segment un degré d'appartenance à chacune des classes d'objets (végétation, ombre, route, bâtiment, eau, sol nu). Les segments qui ont le degré d'appartenance le plus élevé à la classe d'ombre sont affectés à cette classe. De même, les segments qui ont le degré d'appartenance le plus élevé à la classe végétation sont affectés à cette classe. La même chose pour la classe eau où chaque segment y sera affecté s'il a le degré d'appartenance le plus élevé à cette classe. Ceci est justifié par le fait que les classes d'ombre, de végétation et d'eau sont trois classes qui ne présentent

pas de confusion avec les autres classes restantes (routes, bâti et sol nu). Les segments qui ont le degré d'appartenance le plus élevé à la classe de routes ou de sol nu et qui ont un degré d'appartenance nul à la classe de bâtiment sont affectés respectivement à la classe des routes ou sol nu. Tous les autres segments restants ne sont affectés à aucune classe à cette étape. Ils seront analysés dans l'étape suivante.

3. Finalement, les segments restants sont analysés en utilisant les règles de détection des nouveaux bâtiments (figure 3.9). Les résultats de la classification floue sont utilisés dans cette étape puisqu'elle permet de restreindre l'analyse aux zones probables. De plus d'autres informations sont maintenant exploitables. Ainsi, les zones d'ombre identifiées précédemment permettent de confirmer la présence des nouveaux bâtiments et l'existence de piscine est un indicateur de la présence d'un bâtiment à proximité. Les segments de routes classifiés avec un grand degré d'appartenance sont aussi exploités dans les règles impliquant des relations bâtiment-route.



**Figure 3.9. Détection des nouveaux bâtiments**

Cette analyse est plus poussée puisque des attributs contextuels supplémentaires sont utilisés. En effet, la détection des nouveaux bâtiments implique l'utilisation de plusieurs attributs de bâti : l'information spectrale, la forme, la grandeur, la présence de l'ombre,

la proximité à d'autres bâtiments et aux piscines, l'orientation des côtés et la proximité à des routes. RN signifie règle des nouveaux bâtiments.

- **RN1** : Un segment candidat appartenant à une ancienne zone de végétation peut devenir un nouveau bâtiment.
- **RN2** : Un segment candidat appartenant à une ancienne route ne peut pas devenir un nouveau bâtiment.
- **RN3** : Si l'indice INC d'un segment candidat est fort, alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.
- **RN4** : Si un segment candidat est adjacent à un segment d'ombre du côté opposé au soleil alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.
- **RN5** : Si l'indice d'élongation d'un segment candidat est faible alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.
- **RN6** : Si l'indice de concavité d'un objet est grand alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.
- **RN7** : Si l'indice de compacité d'un objet est grand alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.
- **RN8** : Si un bâtiment confirmé est proche du segment candidat alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.
- **RN9** : Si une piscine confirmée est proche du segment candidat alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.
- **RN10** : Si la direction entre le segment candidat et un bâtiment confirmé proche est parallèle à une rue proche alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.
- **RN11** : Si la direction entre le segment candidat et un bâtiment confirmé proche est perpendiculaire à une rue proche alors il y a possibilité d'un nouveau bâtiment.

Tous les changements trouvés vont être extraits pour créer une carte de changements. Les changements concernent : les nouveaux bâtiments et les bâtiments détruits. Une information sur le degré de certitude lié au changement détecté est aussi calculée.

### 3.4.5.2 Combinaison des règles de détection du changement

Pour tenir compte de l'imprécision sur les données et sur les règles, nous adoptons un facteur de certitude pour chaque information et pour chaque règle. Le degré de confiance sur la déduction est le produit du facteur de certitude sur la donnée et le facteur de certitude sur la règle. Plusieurs règles peuvent être appliquées pour un objet. Plus il y a de règles qui donnent la même conclusion pour un objet, plus il y a de possibilité que cette conclusion soit vraie. Cette façon de faire permettra de renforcer ou de diminuer la certitude sur l'identification des changements en combinant plusieurs connaissances contenues dans plusieurs règles. Pour pouvoir combiner plusieurs règles, nous adoptons la stratégie mise en place dans le système expert MYCIN (Shortliffe, 1976) qui est la suivante :

Soit deux règles différentes R1 et R2 qui donnent la même conclusion C. Si DC1 est le degré de confiance sur la déduction de la règle R1 et DC2 est le degré de confiance sur la déduction de la règle R2 alors le facteur de certitude pour la conclusion C s'exprime de la façon suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} FC(C) = DC1 + DC2 - DC1 * DC2, \text{ Si } DC1 > 0 \text{ et } DC2 > 0. \\ FC(C) = DC1 + DC2 + DC1 * DC2, \text{ Si } DC1 < 0 \text{ et } DC2 < 0. \\ FC(C) = \frac{DC1 + DC2}{1 - \text{Min}(|DC1|, |DC2|)}, \text{ Si } DC1 \text{ et } DC2 \text{ sont de signes opposés.} \end{array} \right. \quad (20)$$

Dans ce qui suit, un exemple de combinaison de certaines règles de détection des bâtiments détruits :

- R1 (DC1 = 0,5) : Si la signature spectrale du segment ne correspond à aucune des signatures de la base de connaissance alors il y a possibilité de destruction du bâtiment.
- R2 (DC2 = 0,6) : Si la surface du segment est très différente de la surface du polygone du bâtiment alors il y a possibilité de destruction du bâtiment.
- R3 (DC3 = 0,6) : Si le segment n'est pas adjacent à un segment sombre du côté du soleil alors il y a possibilité de destruction du bâtiment.
- R4 (DC = 0,5) : Si la forme du segment est proche de la forme du polygone du bâtiment alors confirmation du bâtiment.

Si la condition de la règle R1 est vérifiée alors la probabilité que le segment analysé soit un changement (bâtiment détruit) est de 0,6. Si la condition de la règle R2 est aussi vérifiée alors cette probabilité devient 0,8. Si en plus, la condition de la règle R3 est vérifiée alors la probabilité monte à 0,92. Si par contre la condition de la règle R4 est également satisfaite, alors la probabilité que le segment soit un bâtiment détruit devient 0,84.

Cette stratégie permet de combiner efficacement les règles de manière que si plusieurs règles conduisent à la même conclusion, alors la certitude sur celle-ci augmente. Par contre si certaines règles conduisent à une conclusion opposée alors la certitude de la conclusion diminue.

### **3.4.6 Évaluation des résultats**

L'évaluation de la méthode proposée porte sur trois aspects : la segmentation, la pertinence des règles et le résultat final de la détection du changement.

#### **3.4.6.1 Données et vérités terrain utilisées**

Sept extraits d'images ainsi que les données cartographiques de la BDG qui leur correspondent sont utilisés. Le choix des sites pour appliquer la méthode proposée a été fait

de façon à avoir des cas représentant différents types de bâtiments pour tester la robustesse de la méthode proposée.

Pour chaque site, une image multispectrale fusionnée contenant les bandes bleu, vert, rouge et proche infrarouge est utilisée. Les données cartographiques numériques utilisées correspondant à chaque site sont organisées en couches séparées de bâtiments, routes, végétation et eau.

Les données de référence pour l'évaluation du résultat de la segmentation ont été obtenues par une segmentation interactive réalisée par un interprète sur les extraits d'images. Ainsi, pour chaque extrait d'image, le résultat de segmentation obtenu par la méthode proposée est comparé au résultat de la segmentation de référence.

Concernant l'évaluation de la pertinence des règles de détection du changement du bâti, des données d'évaluation ont été créées à partir des données cartographiques disponibles. Ainsi, pour chaque site test, les bâtiments de la carte ont été divisés en deux groupes d'une façon aléatoire. Le premier groupe est utilisé pour faire l'apprentissage des propriétés des bâtiments, tandis que le deuxième groupe est utilisé pour l'évaluation des résultats de détection de chacune des règles utilisées.

Pour évaluer le résultat final de la détection du changement, une interprétation des bâtiments sur les extraits d'images est d'abord réalisée. Une carte de référence des changements réels est ensuite générée pour chaque site en comparant la couche cartographique du bâti avec les bâtiments interprétés à partir de l'extrait d'image de ce site. La carte de changement obtenue par la méthode proposée est évaluée en la comparant à la carte de changements de référence.

#### **3.4.6.2 Évaluation de la segmentation**

Pour évaluer la segmentation, une approche empirique a été adoptée. Il s'agit de mesurer la qualité de cette segmentation en comparant le résultat avec une segmentation de référence.

La première mesure de qualité utilisée est le rapport entre le nombre de segments dans l'image segmentée et le nombre de segments dans l'image de référence. Il est donné par la formule suivante (Debeir, 2001) :

$$R_{seg} = \frac{N_{seg}}{N_{ref}} \quad (21)$$

Cette mesure permet de savoir d'une façon générale si l'algorithme de segmentation a tendance à sous-segmenter l'image ( $R_{seg} < 1$ ) ou à la sur-segmenter ( $R_{seg} > 1$ ).

Parmi les mesures de qualité utilisées, figure également l'erreur totale qui mesure la proportion des pixels mal segmentés dans l'image par rapport au nombre total des pixels dans l'image (Neubert and Meinel, 2003; Carleer *et al.*, 2005). L'erreur totale est calculée comme suit :

$$E_T = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N NP_{i,j} - \sum_{k=1}^N NP_{k,k}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N NP_{i,j}} \quad (22)$$

$N$  est le nombre de segments dans l'image de référence.  $NP_{i,j}$  représente le nombre de pixels du segment  $j$  qui ont été affectés au segment  $i$  par l'algorithme de segmentation.  $NP_{k,k}$  représente le nombre de pixels affectés aux bons segments.

### 3.4.6.3 Évaluation de la pertinence des règles

Chacune des règles utilisées implique une propriété donnée des bâtiments. Il serait important de savoir si toutes ces règles sont indispensables. En d'autres termes, on se demande si l'écartement d'un type de règles pourrait conduire à une baisse de la précision de détection du changement.

Pour évaluer la pertinence des règles, deux études sont proposées. La première consiste à appliquer un seul type de règles à la fois sur des données test. Ainsi, pour chaque type de règles, nous obtenons le taux de bonne détection et de fausses alarmes. Cette étude permet de déduire le poids à accorder à chaque règle.

La deuxième étude consiste d'abord, à détecter le changement du bâti en utilisant toutes les règles. Ensuite, un type de règles sera écarté tour à tour. Les résultats de cette analyse permettent de savoir l'utilité de chaque type de règles en étudiant l'impact de son écartement sur les résultats de détection.

#### 3.4.6.4 Évaluation de la détection du changement

L'évaluation quantitative des résultats de la détection des changements obtenus par la méthode proposée est faite en comparant ces résultats à ceux d'une carte de référence représentant la vérité terrain (anciens et nouveaux bâtiments). La comparaison est faite de trois façons (figure 3.10) :

- Analyse de la précision d'identification ;
- Analyse de l'erreur géométrique de position ;
- Analyse du rapport de surface.

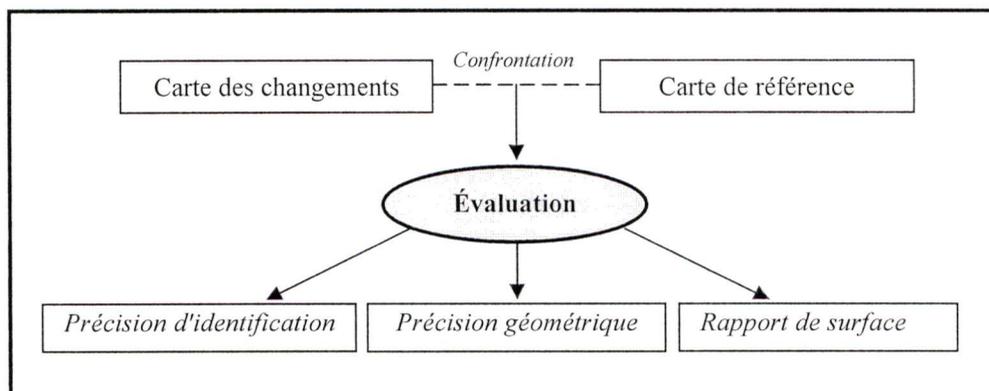


Figure 3.10. Évaluation de la carte des changements

### *Analyse de la précision d'identification*

La précision d'identification est mesurée par quatre valeurs :

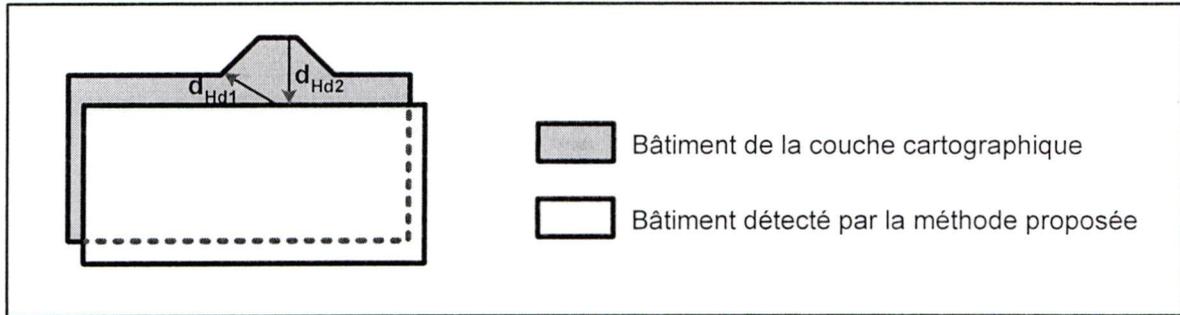
- Le taux de bonne détection : c'est le rapport entre le nombre de changements réels détectés par la méthode et le nombre total de changements dans la carte de référence.
- L'erreur d'omission : c'est le rapport entre le nombre de changements réels non détectés par la méthode et le nombre total de changements dans la carte de référence.
- L'erreur de commission : c'est le rapport entre le nombre de faux changements détectés par la méthode et le nombre total de changements détectés par la méthode.
- Le taux de fausses alarmes : c'est le rapport entre le nombre de faux changements détectés par la méthode et le nombre d'objets non changés dans la réalité.

### *Analyse de l'erreur géométrique de position*

La comparaison de la géométrie des polygones détectés à partir de l'image avec une carte de référence est faite en utilisant la distance de Hausdorff (figure 3.11). La distance de Hausdorff  $D_H$  entre deux objets  $A$  et  $B$  est définie comme étant la plus grande des distances suivantes (Devogèle, 2000; Belogay *et al.*, 1997) :

- $d_{Hd1}$  qui est la plus grande valeur de la distance non symétrique de  $A$  à  $B$ . Cette mesure est appelée distance de Hausdorff dirigée de  $A$  vers  $B$ .
- $d_{Hd2}$  qui est la plus grande valeur de la distance non symétrique de  $B$  à  $A$ . Cette mesure est appelée distance de Hausdorff dirigée de  $B$  vers  $A$ .

$$D_H = \max(d_{Hd1}, d_{Hd2}), \quad \text{avec} \quad \begin{cases} d_{Hd1} = \max_{p_i \in A} \left[ \min_{p_j \in B} [dist(p_i, p_j)] \right] \\ d_{Hd2} = \max_{p_j \in B} \left[ \min_{p_i \in A} [dist(p_j, p_i)] \right] \end{cases} \quad (23)$$



**Figure 3.11. Exemple illustrant le calcul de la distance de Hausdorff.**

Cette distance permet de donner l'erreur maximale de position entre chaque polygone de bâtiment extrait par la méthode proposée et son homologue dans la carte de référence.

#### *Analyse du rapport de surface*

Le rapport de surface proposé dans cette recherche permet d'évaluer le pourcentage de détection de chaque changement, c'est-à-dire si un changement a été détecté totalement ou partiellement par la méthode proposée. Soit  $S_A$  la surface d'un bâtiment  $A$  détecté par la méthode proposée,  $S_B$  la surface de son homologue  $B$  dans la carte de référence et  $S_{A \cap B}$  la surface de l'intersection entre  $A$  et  $B$  (Figure 3.12). La formule mathématique du rapport de surface  $R_S$  entre  $A$  et  $B$  est la suivante :

$$R_S(A, B) = \frac{S_{A \cap B}}{S_B} \quad (24)$$

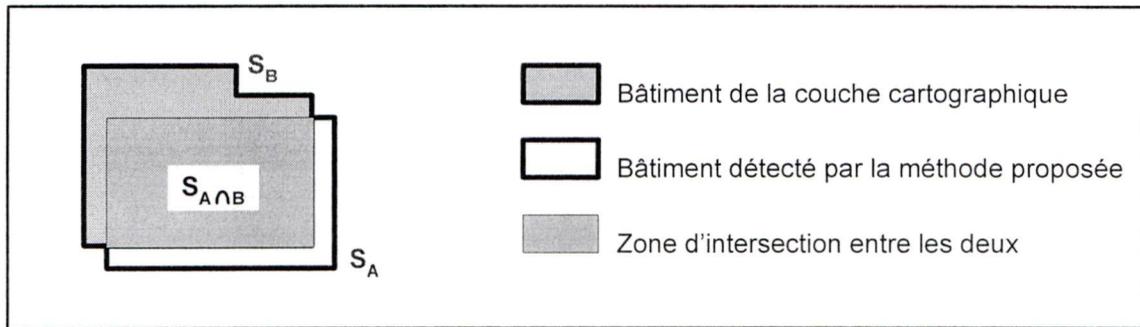


Figure 3.12. Exemple illustrant le principe de calcul du rapport de surface

### 3.5 Conclusion partielle

La méthode proposée pour la détection des changements du bâti est adaptée pour des images à THRS en milieu urbain. Plusieurs nouveaux indicateurs géométriques et contextuels sont combinés avec l'information spectrale des objets dans le but d'améliorer les résultats. Cette méthode a été appliquée dans deux contextes différents : la ville de Sherbrooke et la ville de Rabat. Les données utilisées dans le cadre de cette recherche ainsi que les prétraitements sont présentés dans le chapitre suivant.

#### 4. DONNÉES UTILISÉES

Les données utilisées dans cette recherche concernent la ville de Sherbrooke au Québec (Canada) et la ville de Rabat au Maroc. Pour la ville de Sherbrooke, deux images Ikonos sont utilisées, l'une acquise en octobre 2004 et l'autre en juillet 2006. Ces images seront comparées à la carte numérique de Sherbrooke issue de la BDTQ de 2000 et des données géospatiales du service de la géomatique de la ville de Sherbrooke de la même date. Pour la ville de Rabat, une image Quickbird acquise en août 2004 est utilisée. La comparaison sera effectuée avec la carte numérique de Rabat qui reflète l'état des lieux en 1999. Les propriétés techniques des images et des cartes utilisées sont présentées dans les tableaux 4.1 et 4.2.

**Tableau 4.1. Caractéristiques des images utilisées**

Image	Date d'acquisition	Site	Résolution spatiale (m)	Résolution spectrale ( $\mu\text{m}$ )
<b>QuickBird</b>	17 août 2004	Rabat, Maroc	Pan : 0,6 Multi : 2,4	Pan 0,45 - 0,90 B 0,45 - 0,52 V 0,53 - 0,60 R 0,63 - 0,69 PIR 0,76 - 0,89
<b>Ikonos</b>	- 28 octobre 2004 - 16 juillet 2006	Sherbrooke, Québec, Canada	Pan : 1 Multi : 4	Pan 0,53 - 0,93 B 0,45 - 0,52 V 0,53 - 0,59 R 0,63 - 0,70 PIR 0,76 - 0,85

**Tableau 4.2. Caractéristiques des cartes numériques utilisées**

Nom de la carte	Échelle	Date de mise à jour	Précision géométrique
<b>Carte de Sherbrooke</b>	1 : 20 000	2000	4 m
<b>Plan Rabat</b>	1 : 10 000	1999	2 m

Le choix de ces deux villes permettra de tester la méthode proposée sur deux contextes ayant des caractéristiques différentes (paysages, densités, tailles et formes de bâtiments, types de matériaux utilisés pour la construction). De plus, les deux types d'images à THRS utilisées (Ikonos - Quickbird) présentent des caractéristiques spectrales et spatiales différentes.

#### **4.1 Données sur la ville de Sherbrooke**

Sherbrooke est une ville de taille moyenne située à 150 Km au Sud-est de la ville de Montréal dans la province de Québec au Canada. Sa situation géographique est définie par sa latitude  $45^{\circ} 24' 00''$  Nord et sa longitude  $71^{\circ} 54' 00''$  Ouest.

Selon le recensement de 2006 de Statistique Canada, Sherbrooke compte 183 635 habitants. Elle est caractérisée par un style urbain de type nord américain. Les rues sont généralement larges et les bâtiments de différentes tailles. Selon le type de quartier (résidentiel, commercial ou industriel), les bâtiments peuvent être soit des maisons individuelles espacées, des immeubles rapprochés ou espacés, des blocs, ou de grands bâtiments de services. Les bâtiments de Sherbrooke sont généralement bas (un à trois étages).

Certains secteurs de la ville de Sherbrooke ont connu beaucoup de changements (déforestation pour permettre l'extension urbaine, reboisement, construction de nouveaux bâtiments, de nouvelles routes et stationnements). La figure 4.1 permet d'illustrer les changements du secteur Nord-ouest de la ville entre 2001 et 2004.



**Figure 4.1. Changements au Nord-ouest de Sherbrooke entre 2001 et 2004**

#### **4.1.1 Image Ikonos de Sherbrooke**

L'image Ikonos 2004 de Sherbrooke utilisée a les caractéristiques suivantes :

- Position du capteur :
  - o Azimut : 145 degrés.
  - o Élévation : 79 degrés.
- Position du soleil :
  - o Azimut : 169 degrés.
  - o Élévation : 31 degrés.
- Date et heure d'acquisition : 28 octobre 2004 à 15 : 53 GMT.
- Pourcentage de nuages : 4 %.
- Résolution PAN : 1 m.
- Résolution MS : 4 m.

La Figure 4.2 montre l'image de Sherbrooke objet de l'étude.



**Figure 4.2. Image Ikonos de Sherbrooke acquise en 2004**

Une autre image Ikonos de Sherbrooke acquise en juillet 2006 est également utilisée. Cette image qui vient d'être mis à notre disposition permettra de tester la robustesse de la méthode proposée.

#### **4.1.2 Carte de Sherbrooke**

La base de données topographiques du Québec (BDTQ) est un produit cartographique numérique de la Direction Générale de l'Information Géographique (DGIG) du Ministère des Ressources Naturelles et de la Faune du Québec (MRNF). L'ensemble des données de la BDTQ à l'échelle 1 : 20 000 comprend 25 couvertures couvrant les classes suivantes :

hydrographie, voie de communication, aire désignée, bâtiment, équipement, végétation, forme terrestre, frontière et habillage cartographique.

Les données dont nous disposons proviennent de la BDTQ, mais ont été complétées par des données issues des relevés directs effectués par le service de géomatique de la ville de Sherbrooke.

## **4.2 Données sur la ville de Rabat**

Rabat est la capitale administrative du Maroc. Elle est située sur le littoral Atlantique du pays. Sa localisation géographique est définie par sa latitude  $33^{\circ} 1' 31''$  Nord et sa longitude  $6^{\circ} 53' 10''$  Ouest. Elle compte 1,6 million d'habitants selon le recensement officiel de 2004. Rabat contient une palette de quartiers très différents. Trois grands types peuvent être distingués : (1) les quartiers résidentiels de classes moyenne et populaire où se mélangent immeubles et petites maisons individuelles, (2) les quartiers anciens comme celui de l'ancienne médina caractérisés par une forte densité de maisons et des ruelles de très petite largeur et enfin (3) les nouveaux quartiers résidentiels aménagés qui sont lotis sur une trame régulière et constitués d'habitats de type villas ou d'immeubles très espacés. Le relief de la ville de Rabat est généralement plat sauf pour certaines zones de périphérie où on trouve des variations d'altitudes importantes. Beaucoup de secteurs de la ville sont concernés par des changements entre 1999 et 2004 (Hay Riad, Guich, Temara).

### **4.2.1 Image de Rabat**

L'image QuickBird de Rabat a les caractéristiques suivantes :

- Position du capteur :
  - o Azimut : 215 degrés.
  - o Élévation : 88 degrés.
- Position du soleil :
  - o Azimut : 165 degrés.

- Élévation : 70 degrés.
- Date et heure d'acquisition : 17 août 2004 à 11 : 13 GMT.
- Pourcentage de nuages : 0 %.
- Résolution PAN : 0,6 m.
- Résolution MS : 2,4 m.

La Figure 4.3 montre l'image QuickBird de Rabat objet de l'étude.



**Figure 4.3. Image Quickbird de Rabat acquise en 2004**

#### **4.2.2 Carte de Rabat**

La cartographie topographique au Maroc relève des attributions de l'Agence Nationale de la Conservation Foncière, du Cadastre et de la Cartographie (ANCFCC). Au Maroc, le domaine de la cartographie a connu une grande évolution avec l'apparition d'outils, de techniques et des supports numériques adaptés au stockage et traitement des informations

géographiques et cartographiques. L'ANCFCC, a procédé à l'automatisation du processus de saisie, de traitement, d'extraction et de représentation de l'information géographique. Les données cartographiques de Rabat à l'échelle 1 : 10 000 sont réparties en plusieurs couches d'informations qui couvrent les thèmes suivants : le couvert végétal, le relief, le réseau hydrographique, le réseau d'infrastructure, le bâti et la toponymie.

Les objets de chaque couche sont structurés par niveau d'information supportant les données de localisation. La mise à jour des données urbaines se fait par l'intégration des informations cadastrales.

### **4.3 Relation entre la taille du pixel et l'échelle de la carte**

Évaluer le potentiel de mise à jour cartographique des images à THRS en milieu urbain constitue un des objectifs de notre recherche. Pour ce faire, il est important de savoir quelle échelle cartographique est mieux adaptée aux images utilisées.

Une carte doit avoir deux qualités fondamentales :

- L'exactitude ou la fidélité quant à la conformité du contenu et de la nature des objets représentés par rapport à la réalité;
- La précision géométrique en terme de positionnement des objets par rapport à leur localisation réelle sur le terrain.

Pour étudier le potentiel cartographique d'une image satellite, il faut donc évaluer si le produit cartographique issu de cette image respecte les exigences nécessaires pour qu'il ait les qualités citées ci-dessus. L'image doit alors être évaluée par rapport à son contenu sémantique et sa précision géométrique.

### 4.3.1 Précision géométrique

La précision planimétrique  $\sigma_p$  d'une carte est généralement exprimée en fonction de l'erreur graphique estimée à 0,1 mm (c'est-à-dire 1/10.000 mètre) à l'échelle de la carte  $E_{c1}$ . Nous pouvons écrire donc :

$$\sigma_p = \frac{1}{10\ 000} \cdot \frac{1}{E_{c1}} \quad (25)$$

Si nous considérons que la précision des mesures faites sur une image est de la moitié du côté d'un pixel (Ettarid et Degaichia, 2004), alors nous pouvons écrire l'inégalité suivante :

$$\sigma_p \geq \frac{Rs}{2} \quad (26)$$

Avec  $Rs$  la dimension du côté d'un pixel. Il en résulte la relation qui lie l'échelle de la carte  $E_{c1}$  qui respecte la précision géométrique requise et la résolution spatiale de l'image  $Rs$  :

$$E_{c1} \leq \frac{1}{5000\ Rs} \quad (27)$$

Selon cette relation, l'imagerie Ikonos est valable pour une cartographie au 1 : 5 000 ou plus petit alors que l'imagerie QuickBird est valable pour une cartographie au 1 : 3 000 ou plus petit. La précision géométrique n'est pas le seul critère. Il faut évaluer le contenu sémantique également.

### 4.3.2 Contenu sémantique

Pour déterminer la taille de pixel adéquate pour une échelle cartographique donnée, Light (1990) utilise une approche basée sur la taille du plus petit objet devant être représenté sur la

carte en question. Généralement, pour qu'un objet soit représenté sur une carte, il doit avoir une dimension supérieure à 0,2 mm à l'échelle d'impression de la carte (Ettarid et Degaichia, 2004). Par ailleurs, pour qu'un objet soit identifiable sur l'image, il doit avoir une dimension minimale de 4 pixels (Comer *et al.*, 1998). Ainsi, la relation qui lie l'échelle de la carte  $E_{c2}$  et la résolution spatiale de l'image  $R_s$  est la suivante :

$$E_{c2} \leq \frac{1}{10\ 000.R_s} \quad (28)$$

Cette relation donne la valeur de l'échelle qui respecte le contenu sémantique de la carte. Selon cette relation, l'imagerie Ikonos est valable pour une cartographie au 1 : 10 000 ou plus petit alors que l'imagerie QuickBird est valable pour une cartographie au 1 : 6 000 ou plus petit.

En prenant en considération la précision géométrique et le contenu sémantique, cette étude théorique montre donc que l'image Ikonos utilisée est adaptée aux échelles inférieures ou égales au 1 : 10 000 et que l'image QuickBird utilisée est adaptée aux échelles inférieures ou égale au 1 : 6 000. Dans notre recherche, les images Ikonos de Shebrooke sont utilisées avec des données cartographiques au 1 : 20 000 et l'image QuickBird de Rabat est utilisée avec une carte au 1 : 10 000. Les images et les cartes utilisées sont donc compatibles et peuvent être utilisées pour la détection des changements du bâti en milieu urbain. L'étude de la correction géométrique (section 4.5) permettra d'appuyer cette affirmation.

#### 4.4 Fusion des images

Il s'agit de fusionner l'image multispectrale avec l'image panchromatique pour utiliser l'image fusionnée dans l'étape de segmentation. Plusieurs méthodes de fusion existent. Ces méthodes sont détaillées dans Wang *et al.* (2005). La plupart des méthodes couramment utilisées ont une limitation commune : elles ne préservent pas fidèlement les couleurs des images multispectrales originales. Pour cette étude, nous avons utilisé un programme

développé par He *et al.* (2004). L'avantage de ce programme est qu'il est basé sur une nouvelle méthode qui permet d'avoir une image fusionnée résultante qui conserve les propriétés spectrales de l'image multispectrale de basse résolution tout en intégrant les détails spatiaux de l'image panchromatique de haute résolution.

#### 4.5 Correction géométrique

Pour réduire l'effet des erreurs géométriques, et pour les besoins de cette étude, les extraits d'images choisis représentent des zones où le relief n'est pas accidenté. Nous pouvons remarquer aussi que pour les images utilisées, l'élévation du capteur est importante (79 degrés pour Ikonos et 88 degrés pour QuickBird). Avec ces élévations, l'effet du relief est moins important pour des zones présentant des différences d'altitude faibles. Dans la section suivante, nous présentons la transformation utilisée pour le calage entre la carte et l'image et nous étudions l'influence de ce choix sur la précision géométrique.

##### 4.5.1 Calage entre la carte et l'image

Les objets de la carte numérique sont utilisés pour détecter les changements sur l'image récente. Il est de ce fait important de rendre les objets correspondants des deux jeux de données (image et carte numérique) superposables. L'image et la carte doivent donc être callées entre elles.

La transformation effectuée est basée sur la comparaison entre les coordonnées originales et les coordonnées sur l'image de certains points de contrôle. Après plusieurs tests impliquant des polynômes de premier et de second ordre, nous avons utilisé une transformation affine qui s'est révélée suffisante et dont la fonction est la suivante :

$$\begin{cases} X' = a_1X + b_1Y + c_1 \\ Y' = a_2X + b_2Y + c_2 \end{cases} \quad (29)$$

Où  $X$  et  $Y$  sont les coordonnées originelles des objets contenus dans les fichiers cartographiques et  $X'$  et  $Y'$  sont les coordonnées transformées de ces objets.  $a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2$  sont les paramètres de la transformation affine déterminés à partir des points de calage en utilisant la méthode de compensation dite des moindres carrées.

Pour chaque zone test, nous avons utilisé au moins 6 points de calage et plus de 5 points de contrôle bien répartis sur les sites d'étude. Les erreurs moyennes quadratiques obtenues varient de 1 m à 2,5 m pour l'image Ikonos de Sherbrooke et de 0,5 m à 1,3 m pour l'image QuickBird de Rabat. Ces précisions géométriques sont suffisantes pour les objectifs de notre recherche.

#### 4.5.2 Influence du relief et de la hauteur des bâtiments sur la précision géométrique

La valeur de l'erreur géométrique relative entre deux points de l'image dépend de la différence d'altitude entre ces deux points et de l'élévation du capteur. Elle est donnée par la valeur suivante :

$$e_g = \Delta h \cdot \cot \text{an}(E) \quad (30)$$

Avec  $e_g$ : erreur géométrique due au relief,  $\Delta h$ : la différence d'altitude et  $\cot \text{an}(E)$ : la cotangente de l'angle d'élévation.

Pour que cette erreur soit inférieure à la dimension du pixel  $d_p$ , il faut que la différence d'altitude entre les points de la zone test vérifie l'inégalité suivante :

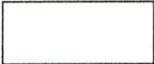
$$\Delta h < \frac{d_p}{\cot \text{an}(E)} \quad (31)$$

Ce qui veut dire que pour l'image de Sherbrooke, une différence d'altitude inférieure à 5,50 m est acceptable. Pour l'image de Rabat, une différence d'altitude inférieure à 17 m reste acceptable.

#### 4.6 Données auxiliaires

En plus des images et des données cartographiques, nous avons constitué une librairie spectrale qui regroupe les signatures spectrales et les valeurs typiques des indices spectraux des principales classes d'objets trouvées en milieu urbain. Cette librairie contient également les signatures spectrales ainsi que les valeurs typiques des indices spectraux des sous classes de bâtiment. Nous avons aussi constitué une librairie des formes géométriques que peut avoir un bâtiment. Cette librairie permet d'associer à chaque forme les valeurs typiques des indices géométriques de compacité, élongation et concavité. Les tableaux suivants montrent des extraits de ces librairies. Le Tableau 4.3 présente certaines formes fréquentes des bâtiments et les valeurs correspondantes des indices de formes.

**Tableau 4.3. Valeurs des indices géométriques pour certaines formes de bâtiments**

		<b>Concavité</b>	<b>Elongation</b>	<b>Compacité</b>
<b>Forme 1</b>		1	1	0,90
<b>Forme 2</b>		1	0,25	0,70
<b>Forme 3</b>		0,65	0,21	0,61
<b>Forme 4</b>		0,73	0,24	0,65
<b>Forme 5</b>		0,80	0,35	0,62
<b>Forme 6</b>		0,58	0,43	0,84

Le Tableau 4.4 présente les valeurs spectrales de quelques sous-classes de bâtiments dans les quatre bandes spectrales de l'image ainsi que les valeurs de l'indice des zones construites INC. B1, B2, B3 et B4 correspondent respectivement aux bandes spectrales du rouge, vert, bleu et proche infrarouge.

**Tableau 4.4. Valeurs spectrales pour certaines sous-classes de bâtiments**

		<b>B1</b>	<b>B2</b>	<b>B3</b>	<b>B4</b>	<b>INC</b>
<b>Sous-classe 1</b>		$72 \pm 7$	$85 \pm 10$	$126 \pm 16$	$65 \pm 11$	0,32
<b>Sous-classe 2</b>		$83 \pm 8$	$81 \pm 9$	$93 \pm 12$	$63 \pm 8$	0,19
<b>Sous-classe 3</b>		$224 \pm 15$	$217 \pm 20$	$196 \pm 22$	$81 \pm 9$	0,42
<b>Sous-classe 4</b>		$98 \pm 8$	$92 \pm 8$	$75 \pm 10$	$38 \pm 11$	0,33
<b>Sous-classe 5</b>		$250 \pm 5$	$250 \pm 5$	$247 \pm 8$	$116 \pm 7$	0,36

Le Tableau 4.5 donne les valeurs spectrales de quelques catégories de routes dans les quatre bandes spectrales ainsi que les valeurs de l'indice des zones construites INC.

**Tableau 4.5. Valeurs spectrales pour certaines sous-classes de routes**

		<b>B1</b>	<b>B2</b>	<b>B3</b>	<b>B4</b>	<b>INC</b>
<b>Sous-classe 1</b>		$178 \pm 7$	$175 \pm 9$	$154 \pm 15$	$87 \pm 6$	0,30
<b>Sous-classe 2</b>		$120 \pm 10$	$108 \pm 11$	$88 \pm 12$	$39 \pm 7$	0,39
<b>Sous-classe 3</b>		$88 \pm 5$	$82 \pm 7$	$65 \pm 8$	$25 \pm 4$	0,34

Les trois tableaux précédents sont présentés en guise d'exemples. Les valeurs indiquées sont calculées à partir des données disponibles dans cette étude. La méthode de détection de changement proposée comprend une étape d'apprentissage qui permet de calculer ces informations automatiquement.

## **5. RÉSULTATS**

### **5.1 Introduction**

La méthode de détection de changement proposée a été appliquée sur sept sites d'études. Les extraits d'image correspondants appartiennent à trois images différentes et ont des caractéristiques différentes. Les extraits 1 et 2 sont issus de l'image Ikonos 2004 de Sherbrooke et les extraits 3 et 4 de l'image QuickBird 2004 de Rabat. Les extraits 5, 6 et 7 sont de taille plus grande que les quatre précédents et leur complexité est plus importante. L'extrait 5 appartient à l'image Ikonos 2004 de Sherbrooke, l'extrait 6 provient de l'image QuickBird 2004 de Rabat et l'extrait 7 est tiré de l'image Ikonos 2006 de Sherbrooke. Le choix de ces sept sites permet d'évaluer la robustesse de la méthode sur différents contextes.

Ce chapitre est organisé en deux parties. Dans la première qui est consacrée à l'évaluation de la méthode étape par étape, les données utilisées relatives aux sites 1, 2, 3 et 4 sont d'abord présentées. Les résultats de l'application de la méthode sur ces quatre sites sont ensuite analysés étape par étape. La deuxième partie est consacrée à la présentation des données et analyse des résultats finaux des trois autres sites 5, 6 et 7.

### **5.2 Évaluation de la méthode proposée étape par étape**

Les sites 1, 2, 3 et 4 utilisés sont d'abord présentés. Ils sont suivis des résultats obtenus.

### 5.2.1 Présentation des sites utilisés

#### Sites d'étude de la ville de Sherbrooke

Pour l'image Ikonos de Sherbrooke de 2004, nous avons choisi les sites suivants :

**Site 1 :** Le premier site d'étude de la ville de Sherbrooke est une zone d'habitat individuel. Les bâtiments y sont caractérisés par leur petite taille, une forme rectangulaire et par des orientations différentes. Les couleurs des bâtiments sont variées. La Figure 5.1 montre l'extrait d'image de 2004 (extrait 1) et la couche du bâti du site 1 à la date 2000.



Figure 5.1. Extrait de l'image Ikonos de Sherbrooke de 2004 et la couche du bâti en 2000 du site 1

**Site 2 :** Le deuxième site d'étude de la ville de Sherbrooke est une zone d'habitat collectif avec des immeubles de grande, moyenne et petite taille. Les bâtiments y sont caractérisés par une forme rectangulaire et par des orientations différentes. Les couleurs des bâtiments sont variées. La Figure 5.2 montre l'extrait de l'image de 2004 (extrait 2) et la couche du bâti en 2000 du site 2 à la date 2000.



**Figure 5.2.** Extrait de l'image Ikonos de Sherbrooke de 2004 et la couche du bâti en 2000 du site 2

### Sites d'étude de la ville de Rabat

Pour l'image QuickBird de Rabat de 2004, nous avons choisi les sites suivants :

**Site 3** : ce site d'étude est une zone d'habitat individuelle (type petites villas) de la ville de Rabat. Les bâtiments sont de taille moyenne et de forme quelconque. Les bâtiments ont des orientations différentes et sont de couleurs variées. La Figure 5.3 montre l'extrait de l'image de 2004 (extrait 3) et la couche du bâti du site 3 à la date 1999.



**Figure 5.3. Extrait de l'image QuickBird de Rabat de 2004 et la couche du bâti en 1999 du site 3**

**Site 4 :** ce site d'étude est une zone d'habitations collectives. Les bâtiments sont de grande taille et de forme complexe. Les bâtiments ont des orientations différentes et sont de couleurs variées. Cette zone contient également quelques petites villas. La Figure 5.4 montre l'extrait de l'image de 2004 (extrait 4) et la couche du bâti du site 4 à la date 1999.



**Figure 5.4.** Extrait de l'image QuickBird de Rabat de 2004 et la couche du bâti en 1999 du site 4

## 5.2.2 Présentation des résultats

Les étapes concernées par cette évaluation sont : la segmentation multispectrale, la détermination des poids des règles, l'étude de la pertinence des règles et le résultat final de la détection du changement.

### 5.2.2.1 Résultats de la segmentation

La segmentation permet de regrouper les pixels voisins homogènes en régions. Dans notre approche, les paramètres de segmentation sont déterminés sur chaque extrait d'image en utilisant l'extrait de la carte correspondant selon la méthode présentée dans la méthodologie. Les seuils de segmentation calculés diffèrent d'une image à l'autre. La méthode proposée permet ainsi d'avoir des seuils adaptés aux scènes étudiées.

Pour évaluer la segmentation, le résultat a été d'abord analysé visuellement puis comparé avec une segmentation de référence d'un interprète obtenue par numérisation manuelle directe sur l'image en utilisant un logiciel SIG.

#### a. Évaluation visuelle

L'analyse visuelle a pour objectif de voir si les segments résultants suivent les limites des objets réels. Dans l'ensemble des quatre extraits, la segmentation obtenue respecte en grande partie le périmètre et la forme des objets. Certains objets sont représentés chacun par un seul segment qui trace exactement la limite de l'objet. Mais la plupart des objets sont formés de deux ou trois segments. Un point positif à noter concerne l'absence de petits segments qui n'ont aucune signification dans la réalité. Ceci montre que l'utilisation par l'algorithme d'un seuil géométrique de surface est utile dans ce genre d'application. Cependant, certains cas d'erreurs ont été notés surtout dans les zones de transition entre toits de bâtiments et lots de stationnement, entre arbres et pelouses et entre les bâtiments à toit

sombre et les ombres des bâtiments. L'évaluation quantitative permettra d'estimer le pourcentage de ces erreurs.

Les résultats de la segmentation des extraits 1, 2, 3 et 4 sont présentés dans les figures 5.5 et 5.6.

	Image origine	Segmentation obtenue
Extrait 1		
Extrait 2		

Figure 5.5. Résultats de la segmentation sur les extraits 1 et 2 de l'image Ikonos 2004 de Sherbrooke

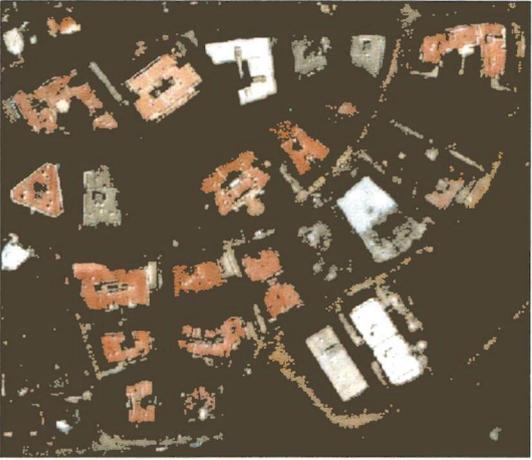
	Image origine	Segmentation obtenue
Extrait 3		
Extrait 4		

Figure 5.6. Résultats de la segmentation sur les extraits 3 et 4 de l'image QuickBird 2004 de Rabat

### b. Évaluation quantitative

La qualité de la segmentation est estimée en calculant les mesures suivantes : le rapport de segmentation  $R_{seg}$  (équation 21) et l'erreur totale de segmentation  $E_T$  (équation 22).  $R_{seg}$  représente le rapport entre le nombre de segments dans l'image segmentée et le nombre de segments dans l'image de référence. Si  $R_{seg} < 1$  alors l'algorithme de segmentation a tendance à sous-segmenter l'image. Par contre, si  $R_{seg} > 1$ , alors l'algorithme de

segmentation a tendance à sur-segmenter l'image. L'autre mesure de qualité utilisée est l'erreur totale de segmentation. Elle mesure la proportion des pixels mal segmentés dans l'image par rapport au nombre total des pixels dans l'image.

Les extraits d'images 1, 2, 3 et 4 ont été utilisés pour cette évaluation. Les résultats d'évaluation sont résumés dans le tableau 5.1.

**Tableau 5.1. Résultats d'évaluation de la segmentation**

<b>Images</b>	<b><math>R_{\text{seg}}</math></b>	<b><math>E_T</math> (%)</b>
Extrait 1	2,1	12 %
Extrait 2	2,7	8 %
Extrait 3	4,1	5 %
Extrait 4	3,0	6 %
<b><i>Ensemble</i></b>	<b>3,2</b>	<b>8 %</b>

L'erreur totale de segmentation pour l'ensemble des quatre extraits est de l'ordre de 8 %. Ceci veut dire que 92 % des segments obtenus délimitent exactement des objets entiers ou parties d'objets de la réalité. Les erreurs de segmentation sont moins importantes sur les extraits de l'image QuickBird en comparaison avec les extraits de l'image Ikonos. En effet, une erreur de 5,5 % a été obtenue pour les extraits de QuickBird contre 10 % pour les extraits de Ikonos. Concernant le rapport de segmentation, il est de 3,2 pour l'ensemble des extraits. Il est de l'ordre de 3,6 pour les extraits de QuickBird et de 2,5 pour les extraits de Sherbrooke.

### 5.2.2.2 Détermination des poids des règles

La technique proposée pour la détermination des poids des règles a été appliquée aux extraits d'images 1, 2, 3 et 4 pour estimer le poids de chacun des types de règles. Pour ceci, toutes les règles de même type ont été regroupées et appliquées à chacune des images tests. Les résultats sont donnés dans le tableau 5.2.

**Tableau 5.2. Résultats de l'estimation des poids des règles**

Images	Types de règles	Taux de bonne détection <sup>(1)</sup> (%)	Erreur de commission (%)	Taux de fausse détection (%)	Erreur d'omission (%)
Extrait 1	Spectrales	42	58	48	19
	Géométriques	43	57	40	29
	Contextuelles	46	54	32	31
Extrait 2	Spectrales	50	50	20	21
	Géométriques	55	45	17	39
	Contextuelles	63	37	11	35
Extrait 3	Spectrales	49	51	19	11
	Géométriques	59	41	6	55
	Contextuelles	55	45	11	20
Extrait 4	Spectrales	48	52	24	16
	Géométriques	60	40	11	21
	Contextuelles	62	38	17	14

<sup>(1)</sup> *poids estimés des règles*

La colonne qui donne le taux de bonne détection représente aussi le poids à affecter à chaque type de règle. Par exemple, pour l'extrait 2, les poids des règles spectrales, géométriques et contextuelles sont de 0,50, 0,55 et 0,63 respectivement.

Concernant la détection du changement du bâti, les règles spectrales ont donné un faible taux de bonne détection (entre 42 % et 50 %) et un grand pourcentage de fausses alarmes (entre 19 % et 48 %). Ceci est expliqué par le fait que les propriétés spectrales des bâtiments sont proches de celles d'autres objets urbains comme les rues et les lots de stationnements. Ainsi, la plupart des bâtiments sont détectés (faible erreur d'omission), mais beaucoup d'objets « non bâti » le sont aussi. Ceci fait que le taux de fausses détections soit important et que, du coup, la précision de détection (taux de bonnes détections) soit faible.

Les règles géométriques ont donné un meilleur taux de bonne détection par rapport aux règles spectrales (allant de 43 % à 60 %). Par contre, les erreurs d'omission sont bien plus nombreuses (de 21 % à 55 %). Le taux de fausses alarmes est variable selon les extraits (Il varie de 6% à 40 %). Cette variation peut être expliquée par la présence ou non dans la zone d'étude d'objets qui ont des propriétés géométriques proches des bâtiments. Ainsi, si on analyse visuellement l'extrait 1 par exemple, on se rend compte de la présence de beaucoup de lots de stationnements et de pelouses dont la forme et la superficie s'approchent de celles des bâtiments. Ceci n'est pas le cas pour l'extrait 3.

Les règles contextuelles ont donné les meilleurs résultats en terme de bonne détection (entre 46% et 62 %). Par contre, les erreurs d'omission et les fausses alarmes sont importantes.

Les résultats de cette analyse permettent également de voir que chaque type de règle réagit différemment. En effet, les règles ne détectent pas forcément les mêmes changements. De plus, les erreurs sont situées dans des endroits différents.

### 5.2.2.3 Détection du changement

#### a. Confirmation des anciens bâtiments

Pour la confirmation des anciens bâtiments, l'analyse est limitée aux segments délimités par les contours de bâtiments existants dans la couche cartographique. Les quatre règles de confirmation des anciens bâtiments sont alors appliquées et un degré de confiance est calculé pour chaque segment. Trois niveaux de confirmation sont prévus selon le degré de confiance calculé : confirmation avec un grand degré de confiance, confirmation avec un degré de confiance moyen et confirmation avec un faible degré de confiance. Un bâtiment est confirmé avec un grand degré de confiance si les quatre règles de confirmation conduisent à la conclusion de confirmation. Si trois règles aboutissent à cette conclusion, alors le bâtiment est confirmé avec un degré de confiance moyen. Un bâtiment est confirmé avec un faible degré de confiance si deux règles seulement aboutissent à cette déduction. Sur l'ensemble des quatre sites test, 83 % des anciens bâtiments ont été confirmés avec un grand degré de confiance et 17 % avec un degré de confiance moyen. Dans la réalité, les anciens bâtiments n'ont subi aucune modification et aucun d'entre eux n'a été détruit. Ce résultat montre que les règles prévues pour confirmer l'existence des anciens bâtiments sont suffisantes.

#### b. Détection des nouveaux bâtiments

La détection des nouveaux bâtiments est basée sur le résultat de l'application des règles de détection du changement. Un degré de confiance est calculé pour chaque segment. Trois niveaux de détection sont prévus selon le degré de confiance calculé  $Dc$  : détection avec un grand degré de confiance ( $Dc$  supérieur à 0.8), détection avec un degré de confiance moyen ( $Dc$  compris entre 0,8 et 0,6) et détection avec un faible degré de confiance ( $Dc$  inférieur à 0.6).

### 5.2.2.4 Analyse des résultats

Les figures 5.7 et 5.8 montrent les résultats de détection des nouveaux bâtiments sur les extraits 1, 2, 3 et 4. La couleur du bâtiment des images de gauche renseigne sur le degré de confiance relatif à la détection.

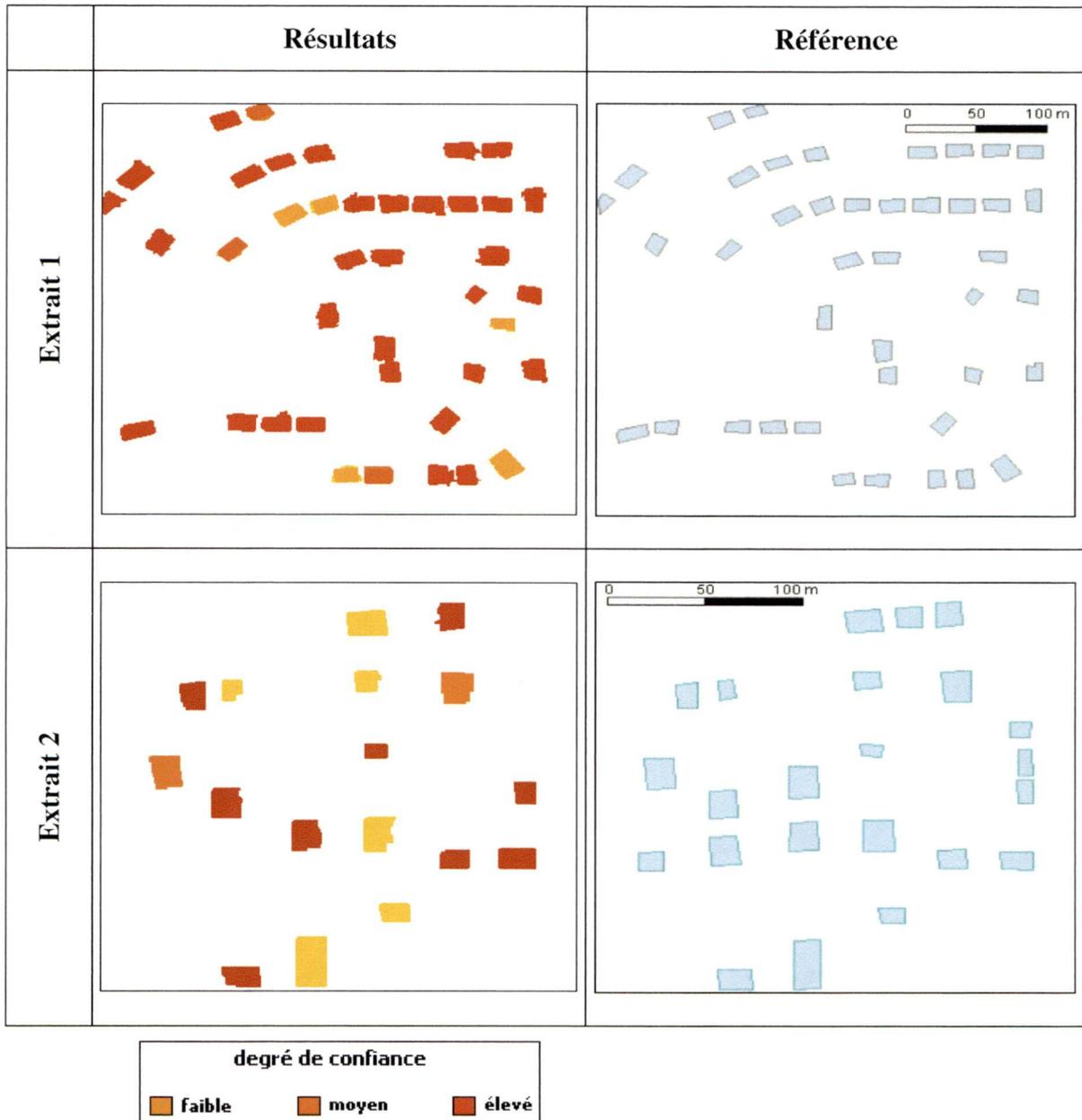


Figure 5.7. Résultats de détection des nouveaux bâtiments sur les extraits 1,2 de l'image Ikonos 2004 de Sherbooke

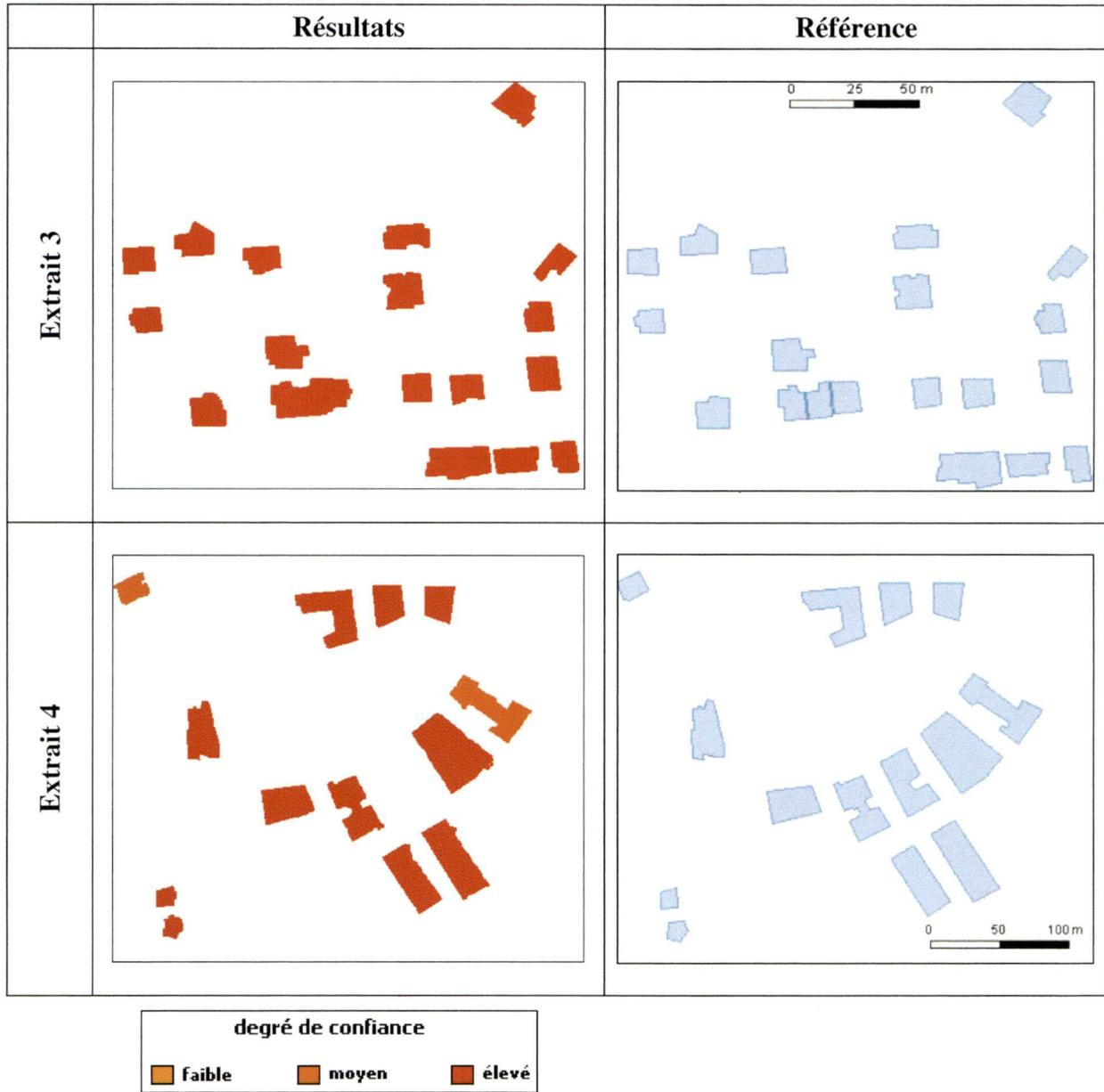


Figure 5.8. Résultats de détection des nouveaux bâtiments sur les extraits 3 et 4 de l'image QuickBird 2004 de Rabat

### *Précision de détection*

Le tableau 5.3 donne les résultats de détection de changement. La comparaison des résultats de la détection avec les cartes de références indique que parmi les 99 nouveaux bâtiments réels, 90 ont été détectés par la méthode proposée soit un taux de bonne détection de l'ordre de 90 %. 70 % de ces bâtiments ont été détectés avec un degré de confiance élevé, 16 % avec un degré de confiance moyen et 14 % avec un degré de confiance faible. Par ailleurs, 9 bâtiments n'ont pas été détectés, soit une erreur d'omission de 10 %. 5 segments ont été détectés par la méthode comme étant des bâtiments alors qu'ils ne le sont pas. Ceci représente une erreur de commission de 5 %. Sur les extraits de QuickBird, la précision de détection est supérieure à celle obtenue sur les extraits de Ikonos. Ainsi, le taux de bonne détection est de 96 % pour les extraits de QuickBird et de 89 % pour ceux de Ikonos.

**Tableau 5.3. Résultats de détection du changement**

	Bâtiments de référence	Bâtiments détectés	Bâtiments non détectés	Fausse alarmes	Taux de bonne détection (%)
<b>Extrait 1 - Ikonos</b>	42	39	3	3	93
<b>Extrait 2 - Ikonos</b>	23	18	5	1	78
<b>Extrait 3 - QuickBird</b>	20	20	0	0	100
<b>Extrait 4 - QuickBird</b>	14	13	1	1	93

Le taux de bonne détection sur l'ensemble des extraits est encourageant et montre que la méthode proposée permet de détecter un grand pourcentage de nouveaux bâtiments. Les erreurs données par la méthode sont faibles.

L'analyse des erreurs de commission montre qu'elles sont essentiellement dues à une confusion avec les lots de stationnement de petite taille pour Sherbrooke ou avec les cours de maisons pour Rabat. En effet, certains lots et cours de maisons ont des attributs spectraux et géométriques proches des bâtiments. Cependant, il faut noter que ces segments ont été détectés avec un faible degré de confiance. Ceci est dû essentiellement au fait que les conditions contextuelles n'ont pas été vérifiées pour ces segments.

En ce qui concerne les erreurs d'omission, elles sont dues aux erreurs engendrées par la segmentation. Les limites de certains bâtiments n'ont pas été bien suivies en raison de leur forte hétérogénéité (couleur de toit variable, présence d'objets sur le toit comme les cheminées et les antennes de paraboles) et de la présence d'arbres à proximité qui cachent certaines parties du toit. Il en résulte que les valeurs des attributs géométriques et contextuels calculés pour ces segments ne correspondent pas aux valeurs types calculées dans l'apprentissage.

### *Analyse de position et analyse de surface*

Le nombre de bâtiments en fonction de l'erreur de position maximale, et le nombre de bâtiments en fonction du rapport de surface ont été calculés entre les nouveaux bâtiments détectés et les bâtiments de la carte de référence. Les résultats sont illustrés par les figures 5.9, 5.10, 5.11 et 5.12.

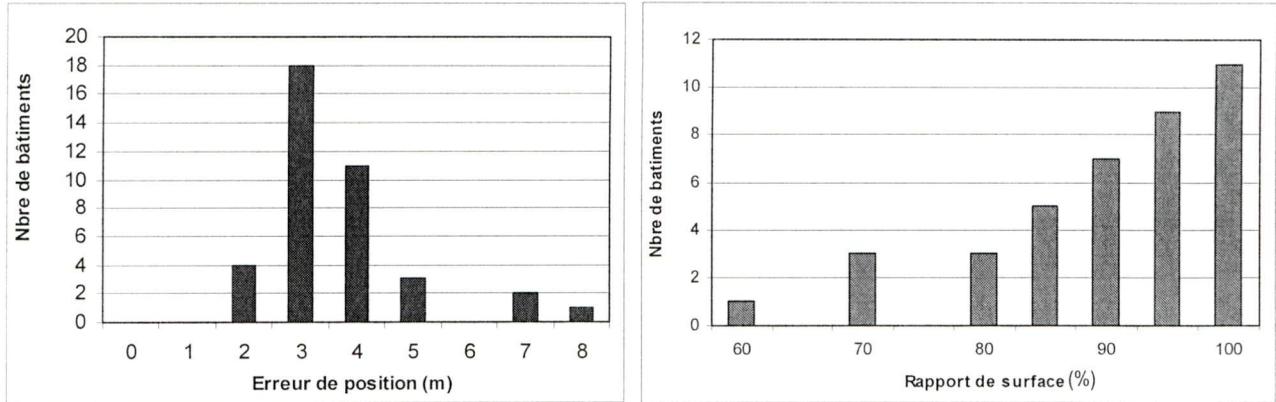
Pour les extraits de l'image Ikonos de Sherbrooke, 14 % des bâtiments détectés ont une erreur maximale inférieure ou égale à 2 m, 74 % ont une erreur maximale située entre 2 m et

4 m, alors que 12 % seulement ont une erreur maximale supérieure à 4 m. L'erreur moyenne calculée sur l'ensemble des bâtiments détectés de ces extraits est de l'ordre de 3 m.

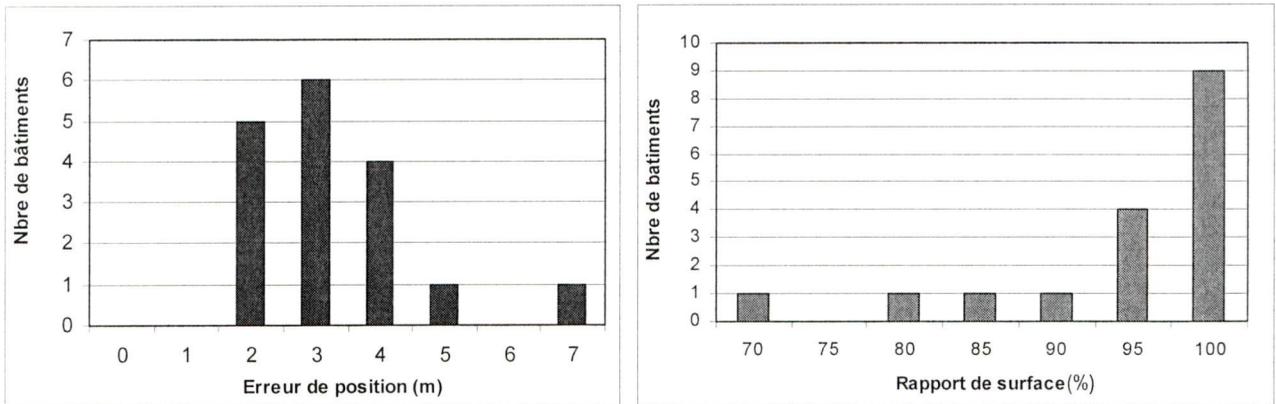
Pour les extraits de l'image QuickBird de Rabat, 22 % des bâtiments détectés ont une erreur maximale inférieure ou égale à 2 m, 67 % ont une erreur maximale située entre 2 m et 4 m alors que 11 % seulement ont une erreur maximale supérieure à 4 m. L'erreur moyenne calculée sur l'ensemble des bâtiments détectés de ces extraits est de l'ordre de 2 m.

L'analyse des surfaces des nouveaux bâtiments détectés sur les extraits de l'image Ikonos de Sherbrooke montre que 63 % des bâtiments ont été détectés à plus de 90 %. Par ailleurs, 14 % des bâtiments ont été détectés partiellement avec un rapport de surface situé entre 60 % et 80 %.

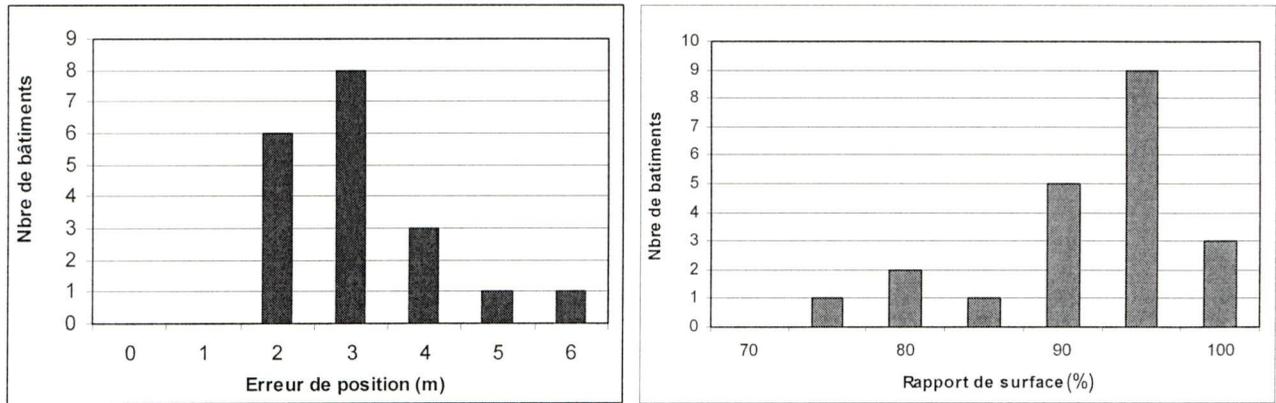
Pour les extraits de l'image QuickBird de Rabat, 70 % des bâtiments ont été détectés à plus de 90 % alors que 20 % ont été détectés avec un rapport de surface inférieur ou égal à 80 %. Sur l'ensemble des quatre extraits, 26 % des nouveaux bâtiments détectés correspondent parfaitement aux bâtiments de la carte de référence, 57 % ont été détectés avec un rapport de surface situé entre 75 % et 95 % et 17 % ont été détectés partiellement avec un rapport de surface inférieur à 75 %. Le taux moyen de surface détectée par bâtiment est de 91 %.



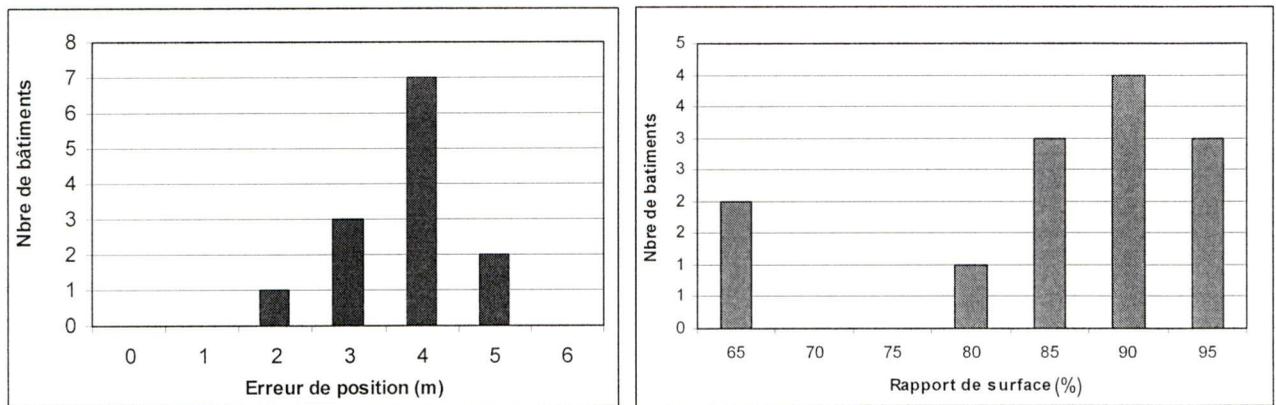
**Figure 5.9. Site 1 – Image Ikonos 2004 de Sherbrooke**  
Analyse de position (à gauche), Rapport de surface (à droite)



**Figure 5.10. Site 2 - Image Ikonos 2004 de Sherbrooke**  
Analyse de position (à gauche), Rapport de surface (à droite)



**Figure 5.11. Site 3 – Image QuickBird 2004 de Rabat**  
**Analyse de position (à gauche), Rapport de surface (à droite)**



**Figure 5.12. Site 4 - Image QuickBird 2004 de Rabat**  
**Analyse de position (à gauche), Rapport de surface (à droite)**

### 5.2.2.5 Importance des règles

Dans la section précédente, nous avons vu que l'application d'un seul type de règles à la fois ne donne pas de bons résultats de détection de changement. En effet, le taux de bonne détection est faible alors que les fausses détections sont nombreuses.

Pour étudier l'importance des règles, nous avons procédé d'abord à la détection du changement du bâti en utilisant toutes les règles. Ensuite, nous avons écarté tour à tour les règles une à la fois. Les résultats de cette analyse appliquée aux extraits 1, 2, 3 et 4 sont résumés dans le tableau 5.4.

**Tableau 5.4. Détermination de l'importance des règles**

<b>Combinaisons des règles</b>	<b>Taux de bonne détection (%)</b>
<b>S+G+C</b>	90
<b>S+G</b>	71
<b>S+C</b>	74
<b>G+C</b>	66

S : règles spectrales, G : règles géométriques, C : règles contextuelles

Cette analyse permet de montrer l'importance de chaque type de règles. En utilisant toutes les règles, le taux de bonne détection est élevé (90 %). En écartant les règles contextuelles, ce taux diminue de 19 %. L'exclusion des règles géométriques engendre la diminution de 16 % du taux de bonne détection. En appliquant les règles géométriques et contextuelles sans utiliser les règles spectrales, le taux de bonne détection est réduit de 24 %. Nous constatons ainsi que l'utilisation des trois types de règles améliore les résultats.

### 5.3 Application de la méthode proposée sur d'autres sites

La méthode proposée est appliquée sur d'autres sites (sites 5, 6 et 7) de dimension plus grande que les quatre extraits utilisés précédemment. Ils présentent également plus de difficultés : diversité des bâtiments et orientations variables des routes et des bâtiments.

#### 5.3.1 Présentation des sites utilisés

Les sites utilisés sont les suivants :

**Site 5 :** un extrait de l'image Ikonos 2004 a été choisi. Il s'agit du secteur Nord-ouest de Sherbrooke, là où plusieurs changements ont été notés. Cet extrait représente une zone d'habitat mixte avec des maisons individuelles et des immeubles de différentes tailles, orientations et couleurs. Certains bâtiments ont des formes rectangulaires alors que d'autres sont plus complexes. La figure 5.13 montre l'extrait de l'image (extrait 5) et la Figure 5.14 montre l'extrait de la carte existante datant de 2000.

**Site 6 :** cet extrait de l'image QuickBird 2004 de Rabat représente le quartier de Hay Riad à Rabat, qui a connu un développement important ces dernières années. Dans ce quartier, plusieurs lotissements sont en cours de construction. Les bâtiments sont des maisons à habitation individuelle. Les rues sont droites au nord et courbées au sud. La Figure 5.15 montre l'extrait de l'image fusionnée (extrait 6) et la Figure 5.16 montre l'extrait de la carte existante de ce site en 1999.

**Site 7 :** un autre extrait a été choisi représentant le quartier Nord de Sherbrooke. Ce site a été choisi pour valider la méthode proposée sur une deuxième image Ikonos acquise en juillet 2006. La Figure 5.17 montre l'extrait de l'image (extrait 7) et la Figure 5.18 montre l'extrait de la carte existante de 2000 de ce site.



Figure 5.13. Site 5 : Extrait d'image Ikonos 2004 de Sherbrooke



Figure 5.14. Site 5 : Extrait de la carte existante de Sherbrooke montrant les routes, les bâtiments et la végétation (2000)



Figure 5.15. Site 6 : Extrait d'image QuickBird 2004 de Rabat



Figure 5.16. Site 6 : Extrait de la carte existante de Rabat montrant les routes, les bâtiments et la végétation (1999)



Figure 5.17. Site 7 : Extrait d'image Ikonos 2006 de Sherbrooke

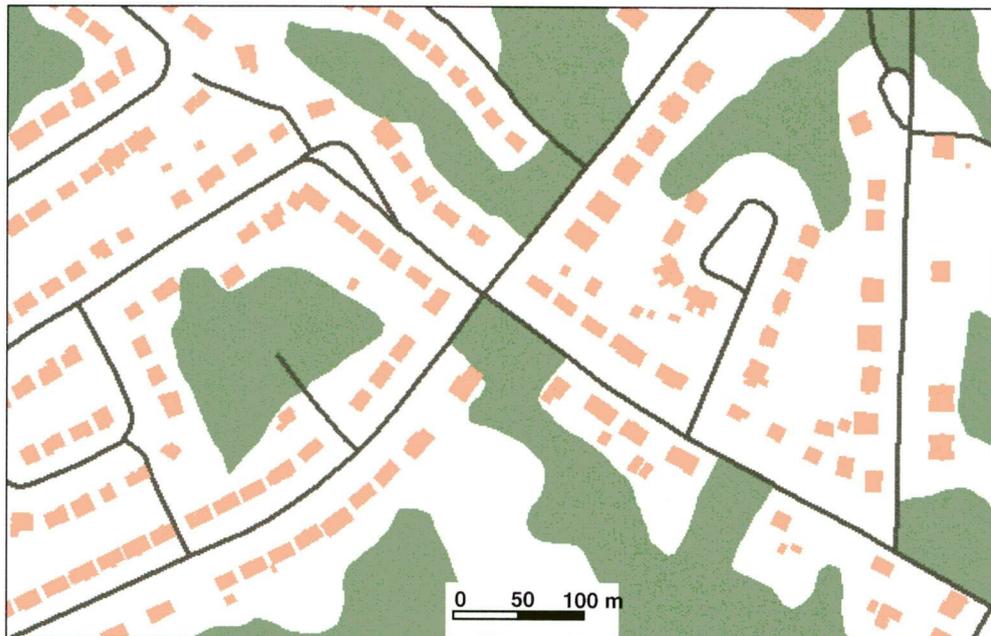


Figure 5.18. Site 7 : Extrait de la carte existante de Sherbrooke montrant les routes, les bâtiments et la végétation (2000)

### 5.3.2 Présentation des résultats

En appliquant la méthode de détection du changement sur les sites 5, 6 et 7, tous les anciens bâtiments ont été confirmés sur les trois extraits. Trois niveaux de confirmation sont prévus selon le degré de confiance calculé. Un bâtiment est confirmé avec un grand degré de confiance si les quatre règles de confirmation conduisent à la conclusion de confirmation. Si trois règles aboutissent à cette conclusion, alors le bâtiment est confirmé avec un degré de confiance moyen. Un bâtiment est confirmé avec un faible degré de confiance si deux règles seulement aboutissent à cette déduction. Pour les trois sites 5, 6 et 7, 54 % des anciens bâtiments ont été confirmés avec un grand degré de confiance, 31 % avec un degré de confiance moyen et 15 % avec un faible degré de confiance.

La détection des nouveaux bâtiments est basée sur le résultat de l'application des règles de détection du changement. Un degré de confiance est calculé pour chaque segment. Trois niveaux de détection sont prévus selon le degré de confiance calculé  $D_c$  : détection avec un grand degré de confiance ( $D_c$  supérieur à 0.8), détection avec un degré de confiance moyen ( $D_c$  compris entre 0,8 et 0,6) et détection avec un faible degré de confiance ( $D_c$  inférieur à 0.6).

Les figures 5.19, 5.21 et 5.23 montrent les résultats de détection des changements des bâtiments sur les extraits 5, 6 et 7. Les anciens bâtiments confirmés sont en rouge et les nouveaux bâtiments détectés sont en bleu.

Les figures 5.20, 5.22 et 5.24 montrent les cartes de référence des changements réels pour les sites 5, 6 et 7. Les bâtiments de la carte ancienne sont en rouge et les bâtiments nouvellement construits sont en bleu.



Figure 5.19. Résultats de détection des changements sur l'extrait 5 de l'image Ikonos 2004 de Sherbrooke.

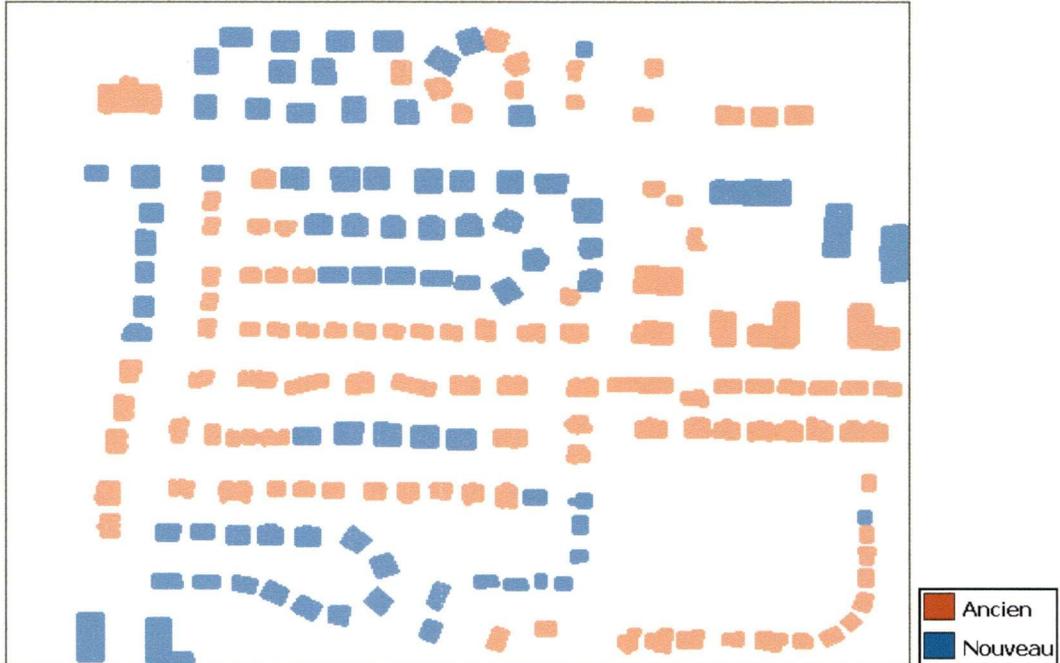


Figure 5.20. Carte de référence des changements réels du bâti sur le site 5.



Figure 5.21. Résultats de détection des changements sur l'extrait 6 de l'image QuickBird 2004 de Rabat.

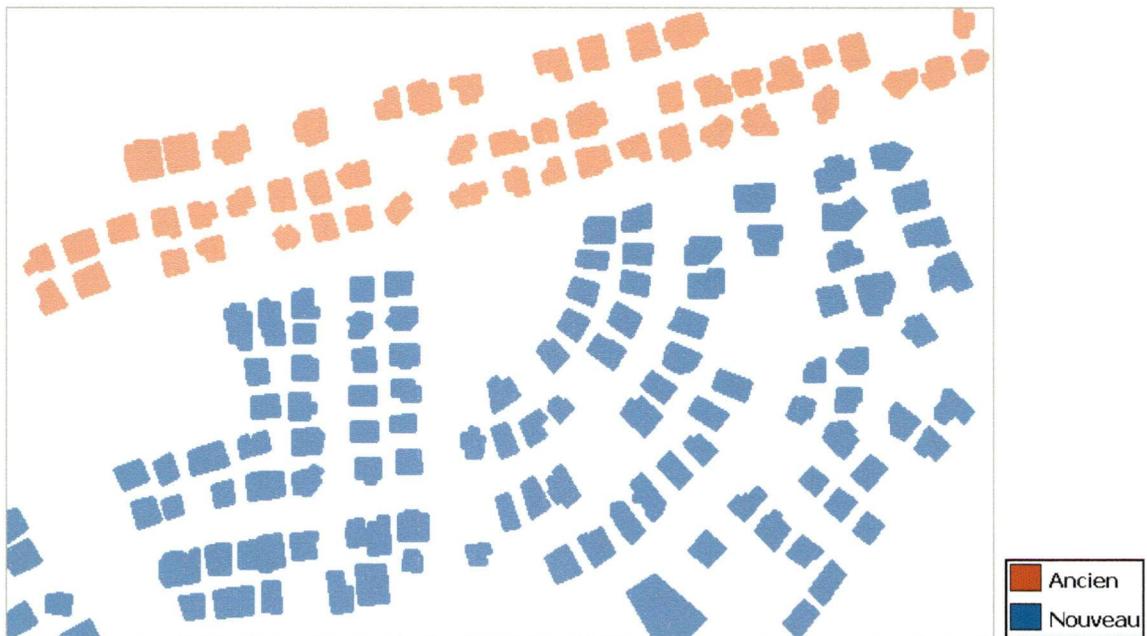


Figure 5.22. Carte de référence des changements réels du bâti sur le site 6.



Figure 5.23. Résultats de détection des changements sur l'extrait 7 de l'image Ikonos 2006 de Sherbrooke.



Figure 5.24. Carte de référence des changements réels du bâti sur le site 7.

Le tableau 5.5 résume les résultats trouvés. Il donne le nombre de nouveaux bâtiments détectés, le nombre de nouveaux bâtiments non détectés et le nombre de fausses alarmes pour les trois extraits d'images.

**Tableau 5.5. Résultats de détection du changement sur les sites 5, 6 et 7**

	<b>Bâtiments de référence</b>	<b>Bâtiments détectés</b>	<b>Bâtiments non détectés</b>	<b>Fausses alarmes</b>	<b>Taux de bonne détection (%)</b>
<b>Extrait 5 – Ikonos 2004</b>	89	82	7	8	92
<b>Extrait 6 – QuickBird 2004</b>	121	114	7	12	94
<b>Extrait 7 – Ikonos 2006</b>	39	36	3	4	93

Le tableau 5.6 présente les erreurs géométriques moyennes ainsi que les valeurs des rapports de surface obtenus pour les trois extraits d'images.

**Tableau 5.6. Erreur géométrique moyenne et rapport de surface sur les sites 5, 6 et 7**

	<b>Erreur moyenne (m)</b>	<b>Taux moyen de surface détectée (%)</b>
<b>Extrait 5 – Ikonos 2004</b>	3,8	86
<b>Extrait 6 – QuickBird 2004</b>	2,1	90
<b>Extrait 7 – Ikonos 2006</b>	3,5	88

Pour l'extrait 5, 82 bâtiments ont été détectés sur un total de 89 nouveaux bâtiments. 8 fausses détections ont été données par la méthode. Le taux de bonne détection est de 92 % alors que le taux de fausses alarmes est de 9 %. L'erreur d'omission est de 8 %.

Sur l'extrait 6, 114 nouveaux bâtiments ont été détectés et 7 ont été omis. 12 fausses alarmes ont été données par la méthode. Le taux de bonne détection est de 94 % alors que le taux de fausses alarmes est de 10 %. L'erreur d'omission est de 6 %.

Pour l'extrait 7, 36 nouveaux bâtiments ont été détectés et 3 ont été omis. 4 fausses alarmes ont été données par la méthode. Le taux de bonne détection est de 93 % alors que le taux de fausses alarmes est de 10 %. L'erreur d'omission est de 7 %.

L'erreur moyenne de position est de 3,8 m pour l'extrait 5. Elle est de 2,1 m pour l'extrait 6 et 3,5 pour l'extrait 7. Le taux moyen de surface détectée par bâtiment est de 89 % pour les trois extraits.

Pour l'extrait 5 et 7, les fausses alarmes sont généralement des lots de stationnement de petite dimension qui ont des caractéristiques géométriques et spectrales proches de celles des bâtiments. Ceci a créé une confusion de ces lots avec les bâtiments. Par ailleurs, la plupart des conditions contextuelles ne sont pas satisfaites pour ces fausses alarmes. Ceci justifie pourquoi elles ont été détectées avec un faible degré de confiance ( $D_c < 0.6$ ). Une analyse des bâtiments omis a permis de constater qu'il s'agit de bâtiments difficilement identifiables même par un interprète en raison du faible contraste avec leur voisinage. Pour ces bâtiments, le contour donné par la segmentation est très différent du contour réel. En conséquence, les règles géométriques n'ont pas été satisfaites.

Pour l'extrait 6, les fausses alarmes sont toutes des cours collées aux maisons. Ces objets urbains ont des propriétés spectrales et géométriques et même parfois contextuelles très similaires à celles des bâtiments. En effet, la confusion sur l'image QuickBird entre les cours

et les bâtiments est une des caractéristiques de certains quartiers de Rabat. Pour les bâtiments non détectés, la raison principale est l'hétérogénéité spectrale de leurs toits. En effet, ces bâtiments sont caractérisés par la présence de différents objets sur leurs toits. La méthode a traité ces objets comme des entités différentes et ont été écartées après application des règles de détections de changement.

#### **5.4 Conclusion partielle**

Dans ce chapitre, les résultats de l'application de la méthode proposée sur des extraits d'images Ikonos et QuickBird ont été présentés. Ces résultats montrent que l'utilisation de la carte numérique et la prise en compte de toutes les propriétés des bâtiments dans une démarche intelligente permettent la détection automatique des changements des bâtiments. L'analyse des résultats révèle que cette démarche a plusieurs atouts et quelques limitations. Les résultats, les contributions et les limitations de ce travail sont discutés dans le chapitre suivant.

## 6. DISCUSSION

Dans ce chapitre, nous discutons des phases de la méthodologie et des résultats obtenus. Cette discussion porte sur l'approche par objet et la méthode de segmentation adoptées, sur les types d'informations utilisées, sur l'apport de l'utilisation de la carte, sur l'utilisation des règles et la détermination de leur importance et sur les résultats de détection du changement.

### 6.1 Approche par objet et méthode de segmentation

L'idée principale des approches par objet est que l'interprétation de l'image ne se base pas sur des pixels indépendants mais sur des objets homogènes. Ainsi la détection du changement ne concerne plus des pixels isolés mais des groupes de pixels qui forment des objets significatifs de la réalité. Dans la littérature, une des approches très utilisées pour la mise à jour des cartes en milieu urbain consiste à prendre les limites des objets de la carte comme limites des objets de l'image également. Walter (2004) a utilisé cette approche pour la détection du changement sur des images à THRS en vue de la mise à jour d'une carte à grande échelle. Cette approche est très simple à implanter. Cependant, la définition de l'objet dans l'image est très dépendante des objets de la carte. Ainsi, tous les objets de l'image représentent des objets existants dans la carte. L'inconvénient de cette approche est que le changement n'est détecté que s'il affecte une grande partie d'un objet puisque la géométrie des objets existants est celle qui est utilisée. Ceci veut dire que si par exemple, une maison de 100 m<sup>2</sup> est construite sur une zone de végétation existante de 1 000 m<sup>2</sup>, la nouvelle maison ne sera pas détectée. Le changement ne sera détecté que si la majorité de la zone de végétation est construite.

La segmentation de l'image constitue une alternative intéressante. C'est pour cette raison que nous l'avons adoptée dans notre étude. Carleer *et al.* (2005) ont effectué une évaluation de quatre algorithmes de segmentation appartenant aux deux principales catégories : segmentation par région et segmentation par contour. Les résultats de cette évaluation

effectuée sur des images Ikonos représentant plusieurs types de zones (zone rurale, zone urbaine résidentielle, zone urbaine administrative, zone forestière) ont montré que le choix des paramètres est très important puisqu'il influence beaucoup les résultats de la segmentation. Les auteurs ont conclu qu'il n'existe pas d'algorithme "miracle" qui donne de très bons résultats pour tous les types d'environnement.

Notre étude confirme ces conclusions et propose un algorithme de segmentation adapté au milieu urbain et dont les paramètres sont déduits automatiquement à partir de la carte existante. L'algorithme proposé effectue une segmentation par croissance de région. Il ne nécessite pas de prétraitement et est insensible aux bruits de l'image et à la texture. Ceci constitue un avantage surtout pour les images à THRS. L'algorithme nécessite l'utilisation d'une carte numérique de la zone d'étude pour déduire les paramètres de segmentation.

Comparativement à des algorithmes plus généraux (Batz *et al.*, 2000; Carleer *et al.*, 2005; Shackelford and Davis, 2003), les résultats sont bons avec une moyenne de 92 % d'objets bien segmentés sur les extraits d'images utilisés. Les problèmes rencontrés sont surtout situés dans les zones de transitions entre certains objets qui sont spectralement similaires comme les toits de bâtiments et les zones de stationnement. Ces problèmes engendrent des erreurs de l'ordre de 8 %. Carleer *et al.* (2005) ont obtenu comme meilleurs résultats, une erreur totale de 13 % en utilisant un algorithme de segmentation par croissance de région sur les extraits représentant des zones urbaines.

Le degré de sur-segmentation moyen trouvé est de 3,2. La sur-segmentation ne constitue pas un problème. En effet, une étape de fusion des segments adjacents similaires a été prévue après la segmentation pour corriger l'effet de la sur-segmentation. Cependant, si la sur-segmentation est importante alors la segmentation perd son utilité qui est de regrouper les pixels homogènes en zones significatives pour pouvoir calculer des statistiques et des mesures. Quant à la sous-segmentation, elle n'est pas tolérable. En effet, elle est un signe de fusion entre objets hétérogènes et ne peut pas être corrigée par un post-traitement. Selon

certain auteurs, une bonne segmentation doit donner un rapport  $R_{seg}$  compris entre 1 et 5 (Neubert and Meinel, 2003).

Concernant le degré de segmentation trouvé, il reste faible sur les extraits d'images utilisés. La valeur trouvée est raisonnable puisque les objets de l'image ne peuvent pas être extraits sans sur-segmentation. Dans les méthodes de segmentation reportée dans la littérature, un faible degré de sur-segmentation est souvent accompagné de fortes erreurs. Dans notre cas, le taux d'erreur reste acceptable.

Les résultats de la segmentation dépendent en grande partie des paramètres de segmentation. L'utilisateur doit lui-même expérimenter interactivement plusieurs paramètres (seuils spectraux et géométriques) jusqu'à ce qu'il obtienne la segmentation la plus appropriée (Jensen, 2004; Carleer and Wolff, 2006). Dans notre méthode, les paramètres sont déduits d'une façon automatique et sont adaptés à chaque image analysée. Ainsi, pour chaque image, des seuils spectraux et géométriques sont calculés en utilisant la carte de la zone.

## **6.2 Complexité du milieu et types d'informations utilisées**

L'environnement urbain est un milieu difficile à analyser par télédétection en raison de la diversité spatiale et spectrale des différents matériaux qui s'y trouvent (Herold *et al.*, 2003). Les zones urbaines sont composées de différents matériaux comme l'asphalte, le béton, le métal, le plastique, l'eau, le gazon, les arbres, le bois et le sol nu. Ces surfaces peuvent être organisées de manière complexe pour construire les maisons, les routes, les lots de stationnements et les zones de végétation. De plus, les objets urbains sont de dimension relativement petite et sont disposés selon des motifs complexes par rapport aux environnements naturels. Ces caractéristiques limitent l'utilité de certains capteurs à faibles ou moyennes résolutions. Ce problème est actuellement résolu avec l'avènement des capteurs satellitaires à THRS tels que Ikonos et QuickBird. Les images de ces capteurs ont un potentiel réel pour la cartographie à grande échelle des zones urbaines (Touzani et Aguejdad, 2001; Ettarid et Degaichia, 2004). Cependant, ces capteurs sont limités à quatre

bandes multispectrales et peuvent ainsi présenter des limitations pour la cartographie détaillée des zones urbaines (Herold *et al.*, 2003). En effet, dans certains travaux de télédétection, la résolution spatiale semble jouer un rôle plus important que la résolution spectrale (Jensen, 2004). Néanmoins, plusieurs des bandes qui sont adaptées pour identifier les classes d'occupation du sol urbain, comme l'infrarouge thermique, sont situées en dehors des limites des bandes spectrales des capteurs Ikonos et QuickBird.

En raison de ces limitations, des problèmes de classification sont inévitables en utilisant uniquement l'information spectrale. Par exemple, des problèmes de confusion entre les bâtiments et les routes sont toujours présents et qui sont causés par la ressemblance spectrale entre les matériaux de ces deux surfaces. Il est donc indispensable, si l'on veut profiter de la résolution spatiale des capteurs à THRS, d'utiliser d'autres informations en combinaison avec l'information spectrale pour l'analyse des images du milieu urbain (Carleer and Wolff, 2006). Ces informations additionnelles peuvent aider à résoudre le problème de ressemblance spectrale entre certaines classes (Guindon, 2000; Shakelford and Davis, 2003; Thomas *et al.*, 2003; Zhang and Couloigner, 2006).

Le moyen pour introduire ces informations additionnelles consiste à segmenter l'image avant l'analyse. Après segmentation, chaque segment de l'image devient une unité homogène pour laquelle un nombre déterminé d'attributs peut être calculé et utilisé dans l'analyse de la scène. Parmi ces attributs, la littérature rapporte : les valeurs spectrales et texturales, la surface, le périmètre et la compacité (Carleer and Wolff, 2006; Jensen, 2004). En plus de ces informations, nous avons utilisé d'autres attributs comme l'indice des zones construites, l'indice d'ombre et des relations contextuelles entre les objets de la scène urbaine (adjacence, proximité et orientation). Ces informations ont été testées pour confirmer leur pertinence. Les résultats obtenus montrent que la combinaison de tous ces attributs a un apport significatif.

Cette étude a montré l'utilité de ces attributs additionnels pour la détection automatique du changement du bâti en milieu urbain sur des images à THRS. Le pourcentage de détection

est ainsi passé de 55 % avec l'utilisation de l'information spectrale à 90 % en ajoutant des attributs géométriques et contextuels. Les relations contextuelles proposées dans le cadre de cette étude ont été particulièrement utiles et ont montré leur apport en milieu urbain. Ainsi, leur intégration dans la méthode de détection a permis d'améliorer les résultats de détection de 16 % alors que les fausses alarmes ont diminué de 19 %.

### **6.3 Apport de la connaissance dérivée de la carte**

Dans le cadre du projet ATOMI, Baltsavias (2004) a souligné l'importance de l'exploitation des informations contenues dans les cartes pour l'analyse des images. Ses expériences ont montré que plusieurs connaissances géométriques et contextuelles peuvent être extraites de ce type de données. Les travaux de Zhang (2004) sur l'extraction des routes et de Niederost (2003) sur l'extraction des bâtiments ont pu confirmer le besoin d'intégrer plus de connaissances issues des cartes. Malheureusement, en détection du changement sur les images à THRS du milieu urbain, peu de travaux se sont intéressés à ce genre de connaissances.

Si dans plusieurs travaux en détection de changement (Metternicht, 1999; Walter, 2004; Olsen, 2004) la carte est surtout utilisée pour choisir les zones d'entraînement, dans notre étude, son apport a été plus important.

La présente recherche a exploité la carte dans plusieurs étapes de la méthodologie. La prise en compte des objets de la carte dans le processus de segmentation a permis d'obtenir automatiquement les paramètres de segmentation (germes et seuils) qui sont adaptés pour chaque zone d'étude. Les résultats de la segmentation montrent l'importance de l'apport de la carte. Avec seulement 8 % d'erreur dans les résultats de la segmentation, l'utilisation de la carte s'avère utile.

Concernant la détermination des poids des règles, là encore une fois, la carte joue un rôle important. Elle permet d'estimer le poids à donner à chaque règle avant de l'appliquer pour

la détection du changement des bâtiments. L'utilisateur disposera ainsi d'une information claire sur l'importance de chaque règle.

Chaque règle implique l'utilisation d'un attribut qui nécessite l'utilisation de seuils. Ces seuils sont automatiquement déduits en adoptant une technique d'apprentissage qui implique la carte et l'image.

#### **6.4 Utilisation des règles et détermination de leur importance**

Les règles adoptées pour la détection des changements du bâti concernent la signature spectrale, la géométrie et le contexte de l'objet ainsi que les possibilités de transition entre les classes d'objets. Ces règles sont utilisées d'une façon intelligente. En effet, plus il y a de règles qui donnent la même conclusion pour un objet, plus il y a de possibilités que cette conclusion soit vraie. La certitude sur la détection des changements est donc renforcée en combinant plusieurs connaissances contenues dans plusieurs règles.

Les résultats obtenus montrent que l'adoption des règles spectrales uniquement donne de faibles taux de bonnes détections ne dépassant pas une moyenne de 55 %. En ajoutant les règles géométriques, le taux de bonnes détections augmente de 16 %. En utilisant les trois types de règles (spectrales, géométriques et contextuelles) le taux de bonnes détections est de l'ordre de 90 %.

Pour tenir compte de l'importance relative des règles, un facteur de certitude pour chaque règle a été adopté. Les poids à donner aux règles jouent un rôle important dans la qualité des résultats. En effet, les règles n'ont pas la même importance. Il n'existe pas de méthode automatique qui permet de déterminer le poids des règles (Voirin, 2004). Dans la méthode proposée, une technique de détermination du poids de chaque règle a été implantée. Elle est basée sur le taux de bonne détection donnée par chaque règle appliquée à part. Les règles qui donnent des taux de bonnes détections élevées ont les poids les plus grands.

Il est important de faire attention au contexte d'application avant l'utilisation des poids des règles. En effet, le poids d'une règle peut changer d'une zone d'étude à une autre. Par exemple, le poids d'une règle impliquant la géométrie des bâtiments peut être important si les bâtiments de cette zone d'étude ont des formes régulières. Dans le cas contraire, le poids de la règle sera faible. Le poids peut changer également pour la même zone d'étude d'une image à une autre. Par exemple, une image où l'ombre est clairement identifiable permet de donner un fort poids à la règle contextuelle impliquant l'ombre. Cependant, si la géométrie d'acquisition fait que l'ombre est difficilement identifiable sur l'image alors le poids de la même règle se trouve affaibli. Le poids des règles dépend également de la connaissance existante et des données cartographiques disponibles. En effet, la connaissance existante et les données permettent de localiser les zones d'apprentissage des propriétés spectrales, géométriques et contextuelles. De ce fait, le poids des règles sera influencé par la qualité d'apprentissage de chacune de ces propriétés. L'importance du type de règle est également tributaire des caractéristiques des données disponibles et de la zone d'étude. En effet, dans certains cas, les règles spectrales sont les plus importantes (cas de séparation spectrales claires entre classes d'objets). Alors que dans d'autres cas, ce sont plutôt les règles géométriques ou contextuelles qui sont plus importantes. Le poids des règles dépend finalement de la nature de l'objet à extraire. Par exemple, pour extraire la végétation une règle impliquant le NDVI est plus importante que les autres règles géométriques et contextuelles. Toutes ces constatations nous amènent à conclure de la difficulté à assigner un poids à une règle sauf si le contexte est bien connu.

Dans ce sens, la technique de détermination des poids des règles proposée ici permet à l'utilisateur, à travers une analyse d'un échantillon représentatif qu'il choisit lui-même, d'avoir une idée de l'importance de chaque règle. Cette technique s'adapte donc au contexte d'application. L'utilisateur pourra ainsi adopter le poids trouvé ou le modifier en fonction des connaissances additionnelles qu'il détient.

Pour représenter la distribution de valeurs de chaque propriété, la logique floue a été utilisée. Ainsi, au lieu d'avoir une valeur de seuil rigide pour une propriété, un certain flou

est introduit dans les limites. Ainsi, le degré de confiance sur le résultat d'une règle n'est pas fixe. Il est fonction de la certitude qu'une condition soit satisfaite. Plus la condition est vérifiée, plus le degré de confiance sur le résultat est fort.

## 6.5 Détection du changement

Walter (2004) rapporte un taux de bonnes détections de 77 % sur les changements à partir d'images couleur à THRS du milieu urbain. Une classification orientée objet basée sur la méthode de maximum de vraisemblance a été utilisée. L'auteur a utilisé l'information spatiale, texturale et géométrique dans son approche. Olsen (2004) a utilisé l'information spectrale en combinaison avec l'information d'altitude issue d'un MNS pour la détection de changement en milieu urbain sur des images à THRS couleur. Sa méthode est basée sur une approche par pixel et utilise une classification par la distance de Mahalanobis. Cet auteur a obtenu un taux de bonne détection de l'ordre de 55 %.

La méthode proposée pour la détection des changements des bâtiments a donné de bons résultats sur l'ensemble des sites testés. Tous les anciens bâtiments ont été confirmés avec succès. Aucune erreur n'a été notée dans ce sens. La précision de détection des nouveaux bâtiments est de l'ordre de 90 %. La majorité des nouveaux bâtiments ont été détectés totalement ou en grande partie avec plus de 80 % de leur surface. La précision moyenne de position est de 3 m pour les extraits de Ikonos et de 2 m pour les extraits de QuickBird.

Par ailleurs, plusieurs problèmes ont été notés. D'abord concernant la segmentation : les erreurs engendrées par la segmentation se répercutent directement sur les résultats de détection des nouveaux bâtiments. En effet, lorsque le contour d'un bâtiment n'est pas bien délimité, les valeurs calculées de certains attributs géométriques (surface, compacité, élongation) ne correspondent plus aux valeurs attendues d'un bâtiment. Ceci engendre une valeur faible du degré de confiance sur la détection. La majorité des erreurs d'omission proviennent de ce genre d'erreur.

La nature des problèmes est différente entre la ville de Rabat et la ville de Sherbrooke. L'analyse des erreurs de commission montre que ces erreurs proviennent essentiellement de la ressemblance entre les bâtiments et certains lots de stationnement de petite taille pour l'image de Sherbrooke et entre les bâtiments et certaines cours de maison pour l'image de Rabat. Les attributs spectraux, géométriques et même parfois contextuels de ces surfaces se confondent avec ceux des bâtiments. Cependant, ces segments sont généralement détectés avec un faible degré de confiance.

L'hétérogénéité des toits de maisons de Rabat est surtout due à la présence de cage d'escaliers et d'objets divers comme les antennes paraboliques. Cette hétérogénéité peut être trouvée pour les petites maisons ainsi que les grands bâtiments. Pour Sherbrooke, l'hétérogénéité est remarquable sur certains toits qui supportent des cheminés et des systèmes d'aérations. Sur d'autres bâtiments, le revêtement change d'intensité sur le même toit en raison probablement de l'usure de la toiture. Il existe finalement une hétérogénéité pour beaucoup de bâtiments où le toit présente deux parties qui n'ont pas la même inclinaison et qui sont de ce fait éclairées différemment.

Si l'on compare les résultats des différentes zones de la ville de Sherbrooke, on remarque que les résultats sur la zone d'habitat individuel sont meilleurs que ceux de la zone d'habitat collectif. Ceci pourrait être expliqué par la plus grande homogénéité de la couleur des bâtiments individuels par rapport aux bâtiments à plusieurs logements. La même explication peut être donnée lorsqu'on compare entre eux les résultats des deux zones de la ville de Rabat. Pour les zones d'étude, la méthode proposée a bien réagi aux changements de forme et de taille des bâtiments.

Les mêmes règles ont été utilisées pour toutes les images. Ce sont les paramètres des règles qui changent d'une image à l'autre. Ces paramètres sont : les seuils des attributs et les poids des règles. La méthode étant adaptative au contexte, ces paramètres sont calculés automatiquement.

Les résultats diffèrent entre les images Ikonos de Sherbrooke et l'image QuickBird de Rabat. Les résultats obtenus pour l'image QuickBird sont légèrement meilleurs que ceux obtenus pour les images Ikonos. Ceci pourrait être expliqué par la différence de la qualité radiométrique et de la résolution spatiale entre les deux images. L'image QuickBird de Rabat, objet de l'étude, est d'une meilleure qualité radiométrique que les images Ikonos de Sherbrooke. Visuellement, l'image QuickBird de Rabat offre un meilleur contraste entre les objets que l'image Ikonos de Sherbrooke. Elle permet donc une meilleure séparabilité entre les objets et donne plus de chance d'avoir une bonne segmentation de l'image. Le taux de bonne segmentation sur les extraits de QuickBird est de 95 % alors qu'il est de 90 % pour les extraits de Ikonos. La résolution spatiale de l'image QuickBird qui est supérieure à celle de l'image Ikonos permet en plus de mieux décrire les limites des objets en général et les bâtiments en particulier. Ainsi, le calcul des propriétés spectrales et géométrique des segments est plus précis et par conséquent la détection du changement est de meilleure qualité. Ceci se traduit par une meilleure précision géométrique et un plus grand rapport de surface.

## 7. CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

### 7.1 Conclusion générale

Les images à THRS représentent un outil important pour la cartographie urbaine. Les images de résolution inférieure à 1 m permettent de distinguer la plupart des objets trouvés en milieu urbain (maisons, rues, arbres, etc.). La résolution de ces images a introduit une amélioration considérable du niveau de détail, mais en même temps de nouvelles confusions entre les classes.

Les techniques traditionnelles de détection de changement ont été développées sur des images à moyenne ou faible résolution. Elles sont basées essentiellement sur le changement de la réponse spectrale des pixels de l'image. La détection de changement à partir des images à THRS nécessite l'utilisation d'approches différentes.

La clé d'une méthode intéressante pour la détection de changement à partir des images à THRS est l'intégration de la réponse spectrale des objets avec des informations additionnelles qui sont liées à la géométrie, la texture et le contexte des objets. Cette intégration est d'autant plus nécessaire si la méthode est appliquée à un milieu complexe comme le milieu urbain.

Pour permettre cette intégration, l'utilisation du pixel comme élément de base n'est plus possible. Le recours à l'approche orientée objet s'impose. La mise en place de cette approche nécessite une étape de segmentation de l'image qui identifie et regroupe les zones homogènes. Elle permet de traiter l'objet comme une entité à part entière et non comme une collection de différents pixels.

La présente thèse a étudié le potentiel des images à THRS pour la détection des changements du bâti en s'appuyant sur les données cartographiques existantes. Deux types d'images ont été utilisés : Ikonos et QuickBird.

La méthode proposée pour la détection de changement des bâtiments est basée sur une comparaison carte-image. Elle adopte une approche orientée-objet et exploite les connaissances existantes sur le milieu urbain et permet d'extraire d'autres connaissances spécifiques aux sites d'étude à partir de la carte. Les tests ont été effectués sur sept extraits d'images et les résultats sont encourageants : le taux de bonne détection est de 90 % et l'erreur moyenne de position est de 3 m pour Ikonos et de 2 m pour QuickBird.

Les bons résultats obtenus par la méthode proposée démontrent que la carte a été d'une grande utilité : détermination des paramètres de segmentation, détermination des poids des règles, détermination des seuils des règles, apprentissage des propriétés des classes d'objets. Ceci confirme notre hypothèse sur l'apport de la comparaison carte-image pour la détection des changements du bâti.

L'adoption de l'approche par objet a permis de modéliser les classes d'objets et leurs relations afin de gérer la complexité du milieu urbain. Elle a aussi permis d'adopter plusieurs attributs d'objets dans notre analyse. Ceci n'aurait pas été possible dans une approche par pixel. Ceci confirme l'hypothèse sur l'utilisation de l'approche orientée objet.

Plusieurs connaissances spectrales, géométriques et contextuelles sur les bâtiments ont été utilisées dans cette recherche. En conséquence, la précision de détection des changements des bâtiments est bonne. Ce résultat confirme l'hypothèse sur l'utilisation des connaissances existantes pour améliorer les résultats.

## 7.2 Contributions de la thèse

Cette thèse a permis le développement d'une nouvelle méthode automatique de détection du changement du bâti sur les images à THRS. Les contributions de cette recherche découlent principalement de l'exploitation de la carte dans les différentes étapes de la méthode développée.

L'approche orientée objet a été choisie pour pouvoir utiliser les propriétés inhérentes aux objets urbains. Dans ce sens, plusieurs attributs ont été pris en compte. Certains de ces attributs ont déjà été utilisés en littérature. Il s'agit des attributs spectraux et certains attributs géométriques. Par contre, de nouveaux attributs ont été utilisés comme l'indice de zones construites, la distance entre bâtiments, l'orientation relative entre bâtiments et rues et l'orientation des côtés des bâtiments.

Au niveau de la segmentation de l'image, la génération automatique des positions des germes et les seuils spectraux et géométriques en utilisant les objets de la carte constitue une contribution importante. En effet, dans les méthodes de segmentation existantes, l'utilisateur doit lui-même introduire ces paramètres. Parfois, plusieurs tests sont nécessaires avant d'arriver à un résultat satisfaisant.

L'apprentissage des propriétés des objets constitue une autre contribution de cette recherche. La méthode d'apprentissage proposée ne concerne pas seulement les propriétés spectrales, mais aussi les propriétés géométriques et contextuelles. Cette méthode d'apprentissage permet de générer automatiquement les signatures spectrales des classes d'objets, les valeurs typiques des indices spectraux et géométriques et les attributs des relations contextuelles.

Une base de connaissance a été adoptée pour la détection des changements du bâti. Elle intègre des informations sur les objets urbains et les règles de détection du changement. Ces règles concernent la signature spectrale, la géométrie et le contexte de l'objet ainsi que les

possibilités de transition entre les classes d'objets. Les règles permettent ainsi la combinaison de plusieurs connaissances disponibles dans la base.

La méthode proposée donne des résultats encourageants. Le taux de bonnes détections des nouveaux bâtiments est élevé et le taux de fausses alarmes est faible. La proportion de confusion entre les routes, les lots de stationnement et les bâtiments est très faible. Ces résultats pourraient bien être exploités dans un processus de mise à jour des cartes.

Les opérations interactives utilisées pour arriver à détecter manuellement les changements sur les images sont longues et difficiles. C'est pour cette raison que l'automatisation est importante. La méthode proposée permet de détecter 90 % de changement de bâti automatiquement. Son utilisation dans un processus de mise à jour permettrait de faciliter et d'accélérer la cartographie des changements. L'interprète pourrait ainsi se concentrer sur l'analyse des zones de changement au lieu de s'exposer à toute l'information contenue dans la totalité de l'image.

### **7.3 Limitations de la méthode proposée et propositions d'amélioration**

La méthode proposée pour la détection des changements des bâtiments a donné des erreurs qui émanent de certaines limitations. D'abord concernant la segmentation, les contours de la majorité des objets ont été bien délimités. Néanmoins, il existe un nombre limité d'objets pour lesquels les contours donnés par la segmentation ne représentent pas exactement la réalité des choses. Ces objets présentent généralement une ressemblance spectrale très forte avec leur voisinage. Au niveau de l'application des règles, l'analyse des erreurs de commission montre que la confusion entre les bâtiments et certains objets urbains, quoique minime, persiste encore. Il s'agit essentiellement de la ressemblance entre les propriétés des bâtiments, certains petits lots de stationnement et les cours de maison. Certains attributs spectraux, géométriques et contextuels de ces objets sont semblables, ce qui rend difficile, dans des cas particuliers, la discrimination entre eux. Le nombre de fausses alarmes issues de ce problème de confusion est limité. Elles sont généralement détectées avec un faible

degré de confiance. Pour les éliminer, l'utilisateur pourrait procéder à une inspection rapide des objets détectés avec un degré de confiance faible. Finalement, le contour et la forme de 80 % des bâtiments détectés par la méthode proposée sont compatibles avec la réalité. Pour les 20 % restants, la géométrie détectée ne correspond pas à la géométrie réelle. Dans certains cas, ces erreurs sont dues à la présence d'objets adjacents qui cachent les limites exactes du bâtiment (comme les arbres), mais dans d'autres cas, c'est dû principalement aux erreurs de segmentation.

La principale amélioration pour la méthode proposée consiste à trouver un moyen de raffiner le contour des bâtiments détectés. Dans ce sens, une solution pourrait être le développement d'un algorithme inspiré du principe du modèle de contour actif (Peng *et al.*, 2005; Bentabet *et al.*, 2003; Rùther *et al.*, 2002). L'algorithme cherchera à minimiser l'énergie totale résultante de la combinaison de l'énergie interne de l'objet et de l'énergie externe émanant du voisinage. L'initialisation du modèle peut être faite à partir du polygone donné par la méthode proposée.

#### **7.4 Perspectives de développement**

La méthode proposée a été principalement conçue pour les bâtiments. Une adaptation à d'autres objets urbains serait intéressante. Elle pourrait ainsi être appliquée pour détecter d'autres types de changements en milieu urbain. Une étude dans ce sens est nécessaire pour tester la robustesse d'une telle méthode.

Les applications potentielles d'une méthode guidée par les données cartographiques pour la détection des changements en milieu urbain à partir des images à THRS sont nombreuses. Nous citons à titre d'exemples : la mise à jour cartographique, la programmation des opérations de terrain pour la révision cartographique et le contrôle de qualité des bases de données topographiques.

Ainsi, en plus de la mise à jour cartographique, le résultat obtenu par la méthode de détection du changement peut être utilisé par les décideurs des organisations cartographiques pour savoir où les opérations de révision cartographiques sont nécessaires et décider si des opérations de terrains doivent être prévues. Il peut être également utilisé pour estimer le coût des contrats à passer aux entreprises privées chargées de faire certaines opérations de révision.

Un aspect du contrôle de la qualité d'une base de données cartographiques est la vérification de son actualité. Dans la plupart des pays, tous les détails vieux d'une certaine période (6 mois, 1 année, ou plus selon les pays) doivent être présents sur la carte. Pour contrôler la performance d'une agence de cartographie, des équipes d'assurance de la qualité sélectionnent des zones et font des inspections sur le terrain pour relever les contradictions. L'application de la méthode de détection automatique des changements pourrait être utilisée en complémentarité avec les opérations de terrain ou pour les remplacer surtout dans les régions où l'accès aux zones à inspecter est difficile.

Finalement, d'autres types d'information pourraient être intégrés pour augmenter l'intérêt des méthodes de détection de changements en milieu urbain. Par exemple, l'intégration des données d'altitude issues du LIDAR permettrait plus de discrimination entre les objets en hauteurs (arbres et bâtiments) et les autres objets urbains (routes, lots de stationnement et pelouses). Les données Laser ne sont pas toujours disponibles et leur prix d'acquisition est encore important; ce qui limite actuellement leur utilisation dans ce contexte. Si dans le futur, cette situation s'améliore, les données Laser pourraient être utilisées en complémentarité avec les données multispectrales à THRS pour arriver à un taux de bonne détection plus élevé.

## RÉFÉRENCES

Agouris, P., Stefanidis A., Gyftakis S. (2001) Differential snakes for change detection in road segments. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 67, n° 12, p. 1391-1399.

Aplin, P., Atkinson, P. and Curran, P. (1999) Per-field classification of land use using the forthcoming very fine resolution satellite sensors: problems and potential solutions. In: Atkinson, P., Tate, N. (Editions.), *Advances in Remote Sensing and GIS Analysis*. Wiley, Chichester, p. 219-239.

Armenakis, C., Leduc, F., Cyr, I., Savopol, I. and Cavayas, F. (2003) A comparative analysis of scanned maps and imagery for mapping applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 57, p. 304-314.

Baatz, M. and Schape, A. (2000) Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beitrage zum AGIT-Symposium Salzburg 2000*, J. Strobl, *et al.*, (Eds), pp. 12–23 (Karlsruhe: Herbert Wichmann Verlag).

Bailloleul, T. (2005) Contours actifs et information *a priori* pour l'analyse de changements : application à la mise à jour des cartes numériques du bâti urbain à partir d'images optiques de télédétection haute résolution. Thèse de doctorat, Institut national polytechnique de Toulouse, Toulouse, 230 p.

Baltsavias, E.P. (2004) Object extraction and revision by image analysis using existing geodata and knowledge: current status and steps towards operational systems. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58, p. 129-151.

Baudouin, Y., Cavayas, F. et Gosselin, C. (2002) Mise à jour de cartes d'occupation du sol à partir d'images Radarsat et de données territoriales. Colloque Géomatique 2002, 30-31 octobre 2002, Montréal.

- Belogay E., Cabrelli C., Shonkwiler R. (1997) Calculating the Hausdorff Distance Between Curves. *Information Processing Letters*, vol.64, p. 17-22.
- Bentabet, L., Jodouin, S., Ziou, D. and Vaillancourt, J. (2003) Road Vectors Update Using SAR Imagery : A Snake Based Method. *IEEE Transactions on Geoscences and Remote Sensing*, vol. 41, n° 8, p. 1785-1803.
- Bonnefon, R. , Dhoeroetee, P. and Desachy, J. (2002) Geographic information system updating using remote sensing images. *Pattern Recognition Letters*, vol. 23, p. 1073-1083.
- Bugnet, P., Cavayas, F. et Gagnon, L. (2003) Vers la cartographie automatisée des surfaces boisées en milieu urbanisé fondée sur la texture d'images Ikonos panchromatiques (le cas de la Région Métropolitaine de Montréal). *Journal Canadien de Télédétection*, vol.29, n° 6, p. 55-769.
- Carleer A.P., Debeir O. and Wolff E. (2005) Assessment of Very High Spatial Resolution Satellite Image Segmentations. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 71, n° 11, p. 1285-1294.
- Carleer A.P. and Wolff E. (2006) Urban land cover multi-level region-based classification of VHR data by selecting relevant features. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, n° 6, p. 1035–1051.
- Cavayas, F. (2004) Imagerie de télédétection pour la validation et la mise à jour des bases de données à référence spatiale en milieu local et régional. Colloque « Géomatique 2004 », Association Canadienne des Sciences Géomatiques, 27-28 octobre 2004, Montréal.
- Civco, D. L., Hurd, J. D., Wilson, E. H., Song, M. and Zhang, Z. (2002) A comparison of land use and land cover change detection methods. In proceedings of ASPRS-ACSM Annual Conference and FIG XXII Congress, Washington.
- Chen, J., Gong, P., He, C., Pu, R. and Shi, P. (2003) Land-Use/ Land-Cover change detection using improved change-vector analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 69, n° 4, p. 369-379.

Comer R.P., Kinn G., Light D. and Mondello C. (1998) Talking Digital. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 64, n° 12, p. 1139-1142.

Coppin, P. R. and Bauer, M. E. (1996) Digital change detection in forest ecosystems with remote sensing imagery. *Remote Sensing Reviews*, vol.13, p. 207-234.

Coppin, P., Nackaerts, K., Queen, L. and Brewer, K. (2001) Operational monitoring of green biomass change for forest management. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 67, p. 603-611.

Debeir O. (2001) *Segmentation Supervisée d'Images*, Thèse de Doctorat, Faculté des Sciences Appliquées, Université Libre de Bruxelles.

Deer, P. J. (1995) Digital change detection techniques: civilian and military applications. 2396 D. Lu et al. *International Symposium on Spectral Sensing Research 1995 Report* (Greenbelt, MD: Goddard Space Flight Center), <http://ftpwww.gsfc.nasa.gov/ISSSR-95/digitalc.htm>.

Dekker, R.J. (2004) Object-based updating of land-use maps of urban areas using satellite remote sensing. *Proceeding of the 12th International Conference on Geoinformatics*, University of Gävle, Sweden, 7-9 June 2004.

Devogèle T. (2000) Mesure d'exactitude et processus de fusion à l'aide de la distance de Fréchet discrète. *Revue Internationale de Géomatique*, vol. 10, n° 3-4, p. 359-381.

Eidenbenz, C., Kaeser, C. and Baltsavias, E. (2000) ATOMI – automated reconstruction of topographic objects from aerial images using vectorized map information. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. XXXIII (B3), ISPRS, p. 462-471.

Ettarid, M et Degaichia, F. (2004) Potentiel cartographique de l'imagerie Ikonos Geo. In the proceedings of the XXth ISPRS (International Society of Photogrammetry and Remote Sensing) congress, commission 4, 12-23 July 2004, Istanbul, p. 1161-1166.

Fiset, R., Cavayas, F., Mouchot, M.-C., Solaiman, B. and Desjardins, R. (1998) Map-image matching using a multi-layer perceptron: the case of the road network. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 53, n° 2, p. 76-84.

Fiset, R., Cavayas, F., Baudouin, Y. et Gosselin, C. (2003) Mise à jour automatique guidée par les données cartographiques : les images RADARSAT et les cartes d'occupation du sol en milieu urbain. 25<sup>e</sup> symposium Canadien sur la télédétection, 14-17 octobre 2003, Montréal.

Gosselin, G., Fiset, R. et Cavayas, F. (2003) L'utilisation de la polarimétrie pour la détection des changements de l'utilisation du sol dans un milieu urbain dense : le cas de Montréal. 25<sup>e</sup> symposium Canadien sur la télédétection, 14-17 octobre 2003, Montréal.

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

Haala, N. and Walter, V. (1999) Classification of urban environments using LIDAR and color aerial imagery. *International Archives for Photogrammetry and Remote Sensing*, XXXII, (Part 7-4-3W6), p. 76-82.

He, D.C., Wang, L., Amani, M. (2004) A new technique for multi-resolution image fusion. *Proceedings of Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 20-24 septembre 2004, Anchorage, USA, vol. 7, p. 4901-4904.

Herold, M., Gardner, M. E. and Roberts, D. A. (2003) Spectral resolution requirement for mapping urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, n° 9, p. 1907-1919.

Holland, D. and Marshall, P. (2003) Using High-resolution Imagery in a Well-mapped Country. Presented at the joint ISPRS/EARSSEL International Workshop "High Resolution Mapping from Space", Hannover, Germany.

Holland, D. and Marshall, P. (2004) Updating maps in a well-mapped country using high resolution satellite imagery. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 35 (Part B2), p. 747-751.

Holland, D.A., Boyd, D.S. and Marshall, P. (2006) Updating topographic mapping in Great Britain using imagery from high-resolution satellite sensors. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 60, p. 212-223.

Jamet, O. (1998) Comparaison vecteurs-images pour la detection de changements d'une base de données topographiques, Thèse de doctorat, ENST.

Jensen, J. R. (2004) *Introductory digital image processing – a remote sensing perspective*. 3rd edition. Pearson Prentice Hall, USA. 526 p.

Jha, C.S. and. Unni, N.V.M. (1994) Digital Change Detection of Forest Conversion of a Dry Tropical Forest Region. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, p. 2543-2552.

Knudsen, T. and Olsen, B. P. (2003) Automated change detection for updates of digital map databases. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 69, n° 11, p. 1289-1296.

Koeln, G. and Bissonnette, J. (2000) Cross-correlation analysis : mapping land cover change with a historic land cover database and a recent, single-date multispectral image. *Proceeding, American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, Bethesda, MD: ASPRS, CD.

Kumar, M. and Castro, O., (2001) Practical Aspects of Ikonos Imagery for Mapping, 22<sup>nd</sup> Asian Conference on remote sensing.

Li, X., Yeh, A. G. O. (1998) Principal component analysis of stacked multitemporal images for the monitoring of rapid urban expansion in the Pearl River Delta. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, p. 1501-1518.

Light, D. (1990) Characteristics of Remote Sensors for Mapping an Earth Sciences Applications. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 56, No. 12,

Liu, X. and Lathrop, R. G. JR. (2002) Urban change detection based on an artificial neural network. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, p. 2513-2518.

Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E. and Moran, E. (2004) Change Detection Techniques. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, n° 12, p. 2365-2407.

Lunetta, R.S. and Elvidge, C. D. (1999) Remote sensing change detection. *Environmental monitoring methods and applications*. Taylor and Francis, London.

Lyon, J. G., Yuan, D., Lunetta, R. S., and Elvidge, C. D. (1998) A change detection experiment using vegetation indices. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 64, p. 143-150.

Maillard, P. and Cavayas, F. (1989) Automatic map-guided extraction of roads from SPOT imagery for cartographic database updating. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 10, n° 11, p. 1775-1787

Mas, J. F. (1999) Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 20, p. 139-152.

Metternicht, G. (1999) Change detection assessment using fuzzy sets and remotely sensed data: an application of topographic map revision. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 54, n° 4, p. 221-233.

Munyati, C. (2000) Wetland change detection on the Kafue Flats, Zambia, by classification of a multitemporal remote sensing image dataset. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, p. 1787-1806.

Neubert, M. and Meinel, G. (2003) Evaluation of segmentation programs for high resolution remote sensing applications. *Proceedings of the Joint ISPRS/EARSel Workshop "High Resolution Mapping from Space 2003"*, Hanover, Germany, 06–08 October.

Niederost, M. (2000) Reliable reconstruction of buildings for digital map revision. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 33, Part B3/2, p. 635-642.

Niederost, M. (2003) *Detection and Reconstruction of Buildings for Automated Map Updating*. PhD thesis, Institute for Geodesy and Photogrammetry, ETH Zurich.

Olsen, B. P. (2004) Automatic change detection for validation of digital map databases. In: *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. XXX IV, Part B2, p. 569-574, July 2004, Istanbul, Turkey.

Peng, C., Zhang, D. and Liu, Y. (2005) An improved snake model for building detection from urban aerial images. *Pattern Recognition Letters*, vol. 26, p. 587-595.

Péteri, R., Ranchin, T. (2002) Extraction and update of street networks in urban areas from high resolution satellite images. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 34, Part 4 (on CD-ROM).

Puissant, A. and Weber, C. (2002) The utility of Very High Spatial resolution images to identify urban objects. *Geocarto International*, vol. 17, n° 1, p. 31-41.

Ridd, M. K. and Liu, J. (1998) A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment. *Remote Sensing of Environment*, vol. 63, p. 95-100.

Rüther, H., Martine, H.M. and Mtaló, E.G. (2002) Application of snakes and dynamic programming optimization technique in modeling of buildings in informal settlement areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 56, p 269-282.

Sester, M. (2000) Knowledge acquisition for the automatic interpretation of spatial data. *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 14, n° 1, p. 1-24.

Seto, K. C., Woodcock, C. E., Song, C., Huang, X., Lu, J., and Kaufmann, R. K., (2002) Monitoring land-use change in the Pearl River Delta using Landsat TM. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, p. 1985-2004.

Singh, A. (1989) Digital change detection techniques using remotely-Sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 10, p. 989-1003.

Shackelford, A. K. and Davis, C. H. (2003) A combined fuzzy pixel-based and object-based approach for classification of high-resolution multispectral data over urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, n° 10, p. 2354-2363.

Shortliffe, E.H. (1976) *Computer Based Medical Consultations: MYCIN*. American Elsevier.

Soares V.P. and Hoffer, R.M. (1994) Eucalyptus Forest Change Classification Using Multi-Date Landsat TM Data. *SPIE* 2314, pp. 281-291.

Sohl, T. (1999) Change analysis in the United Arab Emirates: an investigation of techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 65, p. 475-484.

Song, M. and Civco, D. (2004) Road extraction using SVM and image segmentation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 70, n° 12, p. 1365-1371.

Stefanov, W. L., Ramsey, M. S., Christensen, P. R. (2001) Monitoring urban land cover change: An expert system approach to land cover classification of semiarid to arid urban centers. *Remote Sensing of Environment*, vol. 77, p. 173-185.

Taylor, J. C., Brewer, T. R. and Bird, A. C. (2000) Monitoring landscape change in the national parks of England and Wales using aerial photo interpretation and GIS. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, p. 2737-2752.

Thomas, N., Hendrix, C. and Congalton, R. G. (2003) A comparison of urban mapping methods using high-resolution digital imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 69, n° 9, p.963-972.

Touzani et Aguejdad, R. (2001) Investigation du potentiel cartographique de l'imagerie satellitale à très haute résolution, Ikonos. Mémoire pour l'obtention du diplôme d'ingénieur topographe, Institut Agronomique et Vétérinaire Hassan II, Rabat.

Voirin, Y. (2004) Élaboration d'un système à base de règles pour l'identification des zones perturbées en milieu forestier. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 170 p.

Voirin, Y., Bénéié, G. B., He, D. C. et Beaudry, E. (2003) Évaluation d'un système à base de connaissances pour l'identification automatique de zones perturbées au Labrador. Compte rendu du 25<sup>ème</sup> symposium Canadien sur la télédétection, 14-17 octobre 2003, Montréal.

Walter, V. (1999) Comparison of the potential of different sensors for an automatic approach for change detection in GIS databases. *In: Lecture Notes in Computer Science, Integrated Spatial Databases: Digital Images and GIS. International Workshop ISD '99*, Springer, p. 47-63.

Walter, V. (2000) Automatic change detection in GIS databases based on classification of multispectral data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing XXXIII (Part B4)*, p. 1138-1145.

Walter, V. (2004) Object-based classification of remote sensing data for change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58, pp. 225-238.

Wang, Z., Ziou, D., Armenakis, C., Li, D. and Li, Q. (2005) A comparative analysis of image fusion methods. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, n° 6, p.1391-1402.

Ward, D., Phinn, S. R., and Murray, A. T. (2000) Monitoring growth in rapidly urbanizing areas using remotely sensed data. *Professional Geographer*, vol. 52, p. 371-386.

Yang, X. and Lo, C. P. (2002) Using a time series of satellite imagery to detect land use and land cover changes in the Atlanta, Georgia metropolitan area. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, p. 1775-1798.

Zhang, C. (2004) Towards an operational system for automated updating of road databases by integration of imagery and geodata. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58, p. 166-186.

Zhang Q. and Couloigner I. (2004) A Framework for Road Change Detection and Map Updating. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 34, Part XXX, p. 729-734.

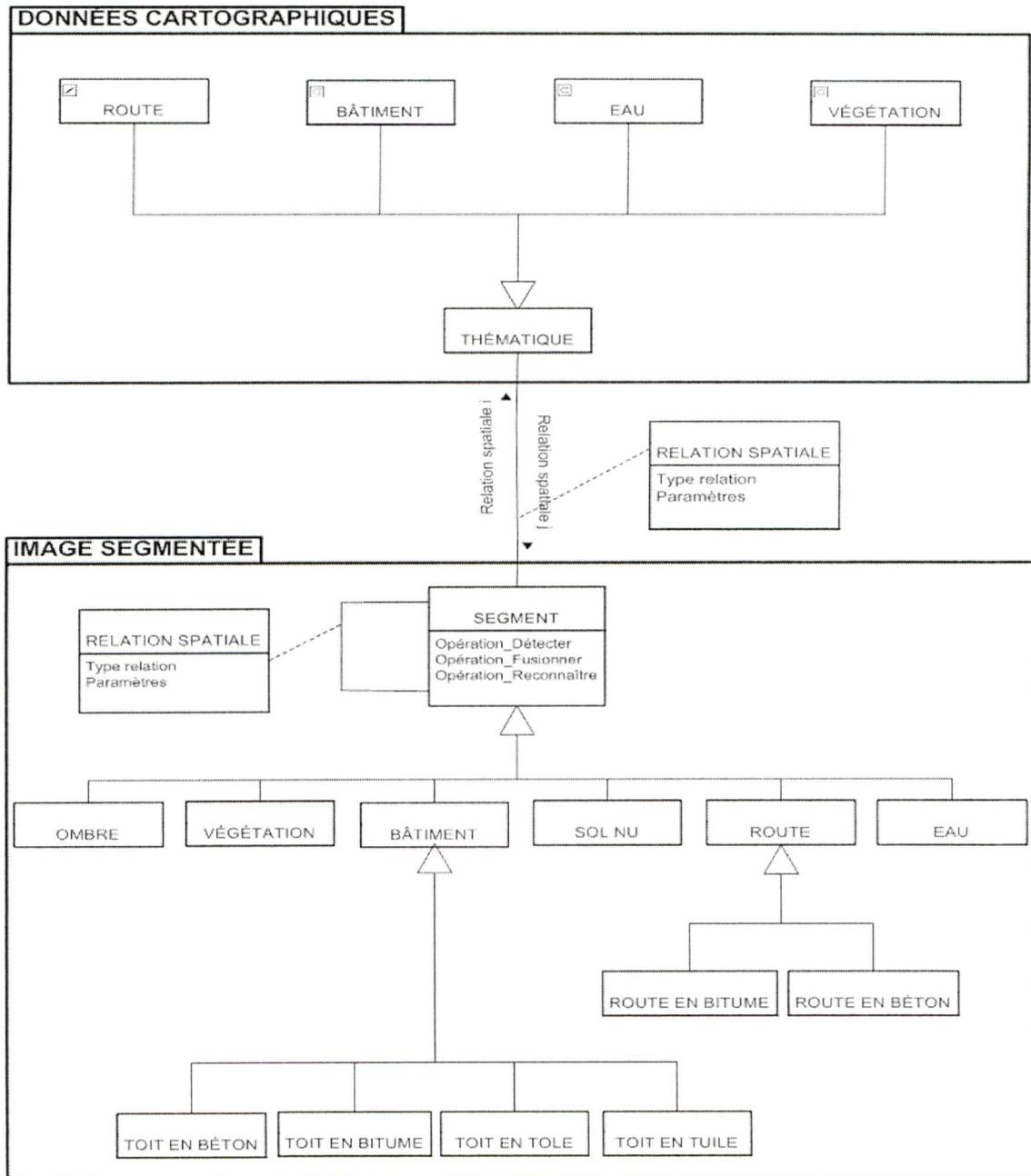
Zhang, Q. and Couloigner, I. (2006) Benefit of the angular texture signature for the separation of parking lots and roads on high resolution multi-spectral imagery. *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, p. 937-946.

Zhang, Q., Wang, J., Peng, X., Gong, P. and Shi, P. (2002) Urban build-up land change detection with road density and spectral information from multitemporal Landsat TM data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 23, p. 3057-3078.

Zhang, Y.J., (2001) Texture-Integrated classification of urban treed areas in high-resolution color-infrared imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 67, n° 12, p. 1359-1365.

Zhang, Z., Zhang, J. and Hu, X. (2001) Semi-automatic building extraction from stereo image pairs. In: Baltsavias, E., Gruen, L., van Gool, L. (Eds.), *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial Space Images (III)*. Balkema, Lisse, p. 115-122.

## ANNEXE 1 : Modèle général représentant les classes d'objets et leurs relations



**ANNEXE 2 : Seuils de segmentation obtenus automatiquement pour les sites d'étude**

	Seuils spectraux				Seuils géométriques	
	Bleu	Vert	Rouge	Proche infrarouge	Compacité	Surface (m <sup>2</sup> )
<b>Site 1</b>	29	28	28	26	0.21	16
<b>Site 2</b>	22	24	23	20	0.18	35
<b>Site 3</b>	35	36	39	36	0.15	40
<b>Site 4</b>	30	28	28	22	0.20	23
<b>Site 5</b>	26	26	24	28	0.17	33
<b>Site 6</b>	34	28	31	27	0.14	32
<b>Site 7</b>	25	26	22	19	0.20	15