

G
70.2
S43
2008

G

**Département de géomatique appliquée
Faculté des lettres et sciences humaines**

Université de Sherbrooke

**Développement d'une nouvelle approche basée objets
pour l'extraction automatique de l'information géographique
en milieu urbain à partir des images satellitaires
à très haute résolution spatiale**

Imane Sebari

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

Mars 2008

© Sebari, 2008

I-2284

Composition du jury

Cette thèse a été évaluée par un jury composé des personnes suivantes :

Dr. Dong-Chen He, directeur de recherche (Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke)

Dr. Kalifa Goïta, examinateur interne (Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke)

Dr. Denis Morin, examinateur interne (Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke)

Dr. Jean-Marie Beaulieu, examinateur externe (Département d'informatique, Faculté des sciences et de génie, Université Laval)

Remerciements

Au terme de ce travail, il m'est agréable d'exprimer ma haute considération et ma vive gratitude à mon encadrant, Pr Dong-Chen He pour l'intérêt, le soutien et le suivi avec lesquels il a orienté ce travail ainsi que ses conseils précieux prodigués tout au long de l'élaboration de la présente thèse.

Je remercie les membres du jury de leur disponibilité et de m'avoir fait l'honneur d'accepter de juger ce travail.

J'adresse mes remerciements aux professeurs du département de géomatique appliquée de l'université de Sherbrooke, ainsi qu'aux étudiants chercheurs du CARTEL pour leurs encouragements et cordiale collaboration.

Je souhaite remercier le Directeur de l'Institut Agronomique et Vétérinaire Hassan II de Rabat. Je suis gré de sa bienveillance et sa confiance. Je remercie également mes collègues enseignants chercheurs ainsi que le personnel de soutien de la Filière de Formation en Topographie de l'IAV.

Mon projet n'a pu voir le jour sans le soutien de l'Agence Canadienne de Développement International (ACDI). J'exprime ma vive considération ma sincère reconnaissance pour les équipes de gestion de son programme de bourses de la francophonie (PCBF) qui ont facilité largement mon séjour.

Enfin, je tiens à remercier mes amis et ma très chère famille pour leurs perpétuels soutiens et encouragements. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde reconnaissance.

Résumé

Sebari Imane (2007) Développement d'une nouvelle approche basée objets pour l'extraction automatique de l'information géographique en milieu urbain à partir des images à très haute résolution spatiale. Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), 187 p.

L'importance de l'information géographique est indéniable pour des prises de décision efficaces dans le milieu urbain. Toutefois, sa disponibilité n'est pas toujours évidente. Les images satellitaires à très haute résolution spatiale (THRS) constituent une source intéressante pour l'acquisition de ces informations. Cependant, l'extraction de l'information géographique à partir de ces images reste encore problématique. Elle fait face, d'une part, aux spécificités du milieu urbain et celles des images à THRS et d'autre part, au manque de méthodes d'analyse d'images adéquates. Le but de la présente étude est de développer une nouvelle approche basée objets pour l'extraction automatique de l'information géographique en milieu urbain à partir des images à THRS.

L'approche proposée repose sur une analyse d'image basée objets. Deux étapes principales sont identifiées : le passage des pixels aux primitives objets et le passage des primitives aux objets finaux. La première étape est assurée par une nouvelle approche de segmentation multispectrale non paramétrée. Elle se base sur la coopération entre les segmentations par régions et par contours. Elle utilise un critère d'homogénéité spectrale dont le seuil est déterminé d'une manière adaptative et automatique.

Le deuxième passage part des primitives objets créées par segmentation. Elle utilise une base de règles floues qui traduisent la connaissance humaine utilisée pour l'interprétation des images. Elles se basent sur les propriétés des objets des classes étudiées. Des connaissances de divers types sont prises en considération (spectrales, texturales, géométriques, contextuelles). Les classes concernées sont : arbre, pelouse, sol nu et eau pour les classes naturelles et bâtiment, route, lot de stationnement pour les classes anthropiques. Des concepts de la théorie de la logique floue et celle des possibilités sont intégrés dans le processus d'extraction. Ils ont permis de gérer la complexité du sujet étudié, de raisonner avec des connaissances imprécises et d'informer sur la précision et la certitude des objets extraits.

L'approche basée objets proposée a été appliquée sur des extraits d'images Ikonos et Quickbird. Un taux global de 80 % a été observé. Les taux de bonne extraction trouvés pour les classes bâtiment, route et lots de stationnement sont de l'ordre de 81 %, 75 % et 60 % respectivement. Les résultats atteints sont intéressants du moment que la même base des règles a été utilisée. L'aspect original réside dans le fait que son fonctionnement est totalement automatique et qu'elle ne nécessite ni données auxiliaires ni zones d'entraînement. Tout le long des différentes étapes de l'approche, les paramètres et les seuils nécessaires sont déterminés de manière automatique. L'approche peut être transposable sur d'autres sites d'étude. L'approche proposée dans le cadre de ce travail constitue une solution intéressante pour l'extraction automatique de l'information géographique à partir des images à THRS.

Abstract

Sebari Imane (2007) Development of new object-base approach for automatic extraction of geographic information in urban environment from very high spatial resolution images. Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), 187 p.

The importance of the geographical information is incontestable for efficient decision making in urban environment. But, it is not always available. The very high spatial resolution (VHSR) satellite images constitute an interesting source of this information. However, the extraction of the geographical information from these images is until now problematic. The goal of the present study is to develop a new object-based approach for automatic extraction of geographical information in urban environment from very high spatial resolution images.

The proposed approach is object-based image analysis. There are two principal steps: passage of pixels to object primitives and passage of primitives to final objects. The first stage uses a new multispectrale cooperative segmentation approach. Cooperation between region and edge information is exploited. Segments are created with respect to their spectral homogeneity. The threshold is adaptive and its determination is automatic.

The second passage leaves from object primitives created by segmentation. Fuzzy rule base is generated from the human knowledge used for image interpretation. Several kinds of object proprieties are integrated (spectral, textural, geometric, and contextual). The concerned classes are trees, grass, bare soil and water as natural classes and building, road, parking lot as man made classes. Fuzzy logic and possibilities theories are integrated in the process of extraction. They permitted to manage the complexity of the studied objects, to reason with imprecise knowledge and to inform on precision and certainty of the extracted objects.

The approach has been applied with success on various subsets of Ikonos and Quickbird images. The global extraction accuracy was about 80 %. The object-based approach was able to extract buildings, roads and parking lots in urban areas with of 81%, 75% and 60% extraction accuracies respectively.

The results are interesting with regard to that the same rule base was used. The original aspect resides in the fact that the approach is completely automatic and no auxiliary data or training areas are required. Along the different stages of the approach, the parameters and the thresholds are determined automatically. This allows the transposability of the approach on others VHRS images. The present approach constitutes an interesting solution for automatic extraction of the geographical information from VHSR satellite images.

Table des matières

Remerciements	ii
Résumé	iii
Abstract	iv
Liste des figures	viii
Liste des tableaux	xi
Acronymes et sigles	xii
1. Introduction	1
1.1. Mise en contexte.....	1
1.2. Problématique de la recherche	2
1.3. Objectifs	6
1.4. Hypothèses de la recherche	7
1.5. Présentation du plan de la thèse	7
2. Revue de littérature	8
2.1. Introduction	8
2.2. Extraction d'information géographique à partir des images satellitaires à THRS	8
2.2.1. Caractéristiques des images satellitaires à THRS	8
2.2.2. Quelle information à extraire ?.....	10
2.2.3. Extraction d'objets vs interprétation d'image	12
2.2.4. Approches d'analyse d'images pour l'extraction d'information.....	12
2.3. Analyse d'image basée pixels	13
2.4. Analyse d'image basée objets	15
2.4.1. Définition et principe	15
2.4.2. Principales étapes	16
2.4.3. Revue des travaux en extraction d'objets.....	18
2.5. Méthodes de segmentation	22
2.5.1. Techniques de segmentation par pixels.....	23
2.5.2. Techniques de segmentation par régions	23
2.5.3. Techniques de segmentation par contours	24
2.5.4. Techniques de segmentation par modèles.....	25

2.5.5. Techniques de segmentation par modèles physiques	25
2.5.6. Points importants.....	26
2.5.7. Segmentation coopérative régions-contours	27
2.6. Méthodes de classification	31
2.6.1. Méthodes de classification par attributs	31
2.6.2. Méthodes de classification basées connaissances	32
2.6.3. Intégration de la logique floue dans les méthodes de classification	34
2.7. Aspects importants	37
2.7.1. Amélioration de la qualité des objets image	37
2.7.2. Recherche d'une solution automatique	38
2.8. Conclusion partielle.....	39
3. Développements méthodologiques	41
3.1. Méthodologie générale.....	41
3.2. Modélisation de la base de connaissance	43
3.2.1. Étude préalable.....	44
3.2.2. Analyse du pouvoir discriminant des attributs.....	53
3.3. Approche d'extraction automatique des objets à partir des images à THRS	56
3.3.1. Passage des pixels aux primitives	58
3.3.2. Passage des primitives aux objets	71
3.4. Outils d'évaluation des résultats	90
3.4.1. Évaluation par rapport à des données de référence	90
3.4.2. Analyse de la base des règles utilisée.....	94
3.4.3. Étude de la transposabilité de l'approche d'extraction proposée.....	95
4. Application.....	96
4.1. Données de travail.....	96
4.1.1. Images satellitaires à THRS	96
4.1.2. Données de référence	101
4.2. Prétraitements des images	103
4.2.1. Fusion images multispectrale - panchromatique.....	103

4.2.2. Création de l'image contours	104
4.3. Présentation des résultats	106
4.3.1. Résultats du passage des pixels aux primitives objets	106
4.3.2. Résultats de l'extraction automatique des objets	110
4.4. Analyse des résultats	114
4.4.1. Confrontation avec la réalité terrain.....	114
4.4.2. Analyse de la segmentation.....	120
4.4.3. Analyse de la sensibilité des seuils d'attributs	123
4.4.4. Analyse de la pertinence des règles.....	124
4.4.5. Analyse de la qualité de l'extraction	126
4.4.6. Analyse de la précision et certitude de l'extraction	127
4.4.7. Évaluation de l'approche sur une image Quickbird	131
4.4.8. Transposabilité de l'approche	133
4.5. Interprétation des résultats	135
4.5.1. Qualité de l'extraction.....	135
4.5.2. Interprétation des résultats de la segmentation	140
4.5.3. Interprétation des résultats de l'application de la base de règles	142
4.5.4. La transposabilité de l'approche d'extraction proposée.....	147
4.6. Discussion générale.....	149
4.6.1. Comparaison de la qualité des résultats par rapport aux autres travaux	149
4.6.2. Approche d'analyse d'image basée objets	152
4.6.3. Apport de l'approche automatique pour l'interprétation d'image	156
5. Conclusion et recommandations	157
5.1. Recherche effectuée	157
5.2. Contribution et originalité	158
5.3. Limitations et recommandations	159
5.4. Perspectives.....	160
6. Références bibliographiques	163
7. Annexes.....	175

Liste des figures

Figure 2.1. Approches d'analyse d'image.....	13
Figure 2.2. Analyse d'image basée objets.....	17
Figure 2.3. Types de la segmentation coopérative.....	29
Figure 3.1. Grandes étapes de la démarche conceptuelle.....	42
Figure 3.2. Étapes de la modélisation de la connaissance.....	44
Figure 3.3. Géométries utilisées.....	50
Figure 3.4. Principe de calcul d'azimut entre deux objets.....	52
Figure 3.5. Principe de détermination du seuil de l'indice de brillance discriminant l'ombre.....	54
Figure 3.6. Principe de détection automatique du seuil de l'indice de superficie discriminant des objets de grande taille.....	56
Figure 3.7. Notions de primitive d'objet et d'objet image.....	57
Figure 3.8. Organigramme général de l'approche proposée pour l'extraction automatique des objets à partir des images à THRS.....	58
Figure 3.9. Organigramme général de l'approche de segmentation proposée.....	60
Figure 3.10. Segmentation coopérative séquentielle régions-contours.....	61
Figure 3.11. Principe de la création d'un segment par l'approche proposée.....	63
Figure 3.12. Influence du choix du seuil de l'homogénéité spectrale sur la qualité de la segmentation.....	64
Figure 3.13. Principe de la fenêtre d'analyse.....	65
Figure 3.14. Forme générale de l'histogramme des valeurs différenciées.....	66
Figure 3.15. Méthode générale proposée pour la détermination automatique du seuil d'homogénéité spectrale.....	66
Figure 3.16. Principe de la technique du triangle pour la détection de la vallée d'un histogramme bimodale.....	69
Figure 3.17. Principe de la vectorisation.....	70
Figure 3.18. Exemple de fonction d'appartenance.....	74
Figure 3.19. Principe de détermination des degrés de satisfaction des propositions floues sur les propriétés.....	77
Figure 3.20. Règles sur les classes d'objets.....	79

Figure 3.21. Principe de détermination du degré d'appartenance d'un objet à une classe	81
Figure 3.22. Principe de l'auto-apprentissage.....	84
Figure 3.23. Distribution de possibilité.....	87
Figure 4.1. Image Ikonos 2001 de Sherbrooke	97
Figure 4.2. Site 1 de l'image Ikonos de Sherbrooke 2001	98
Figure 4.3. Site 2 de l'image Ikonos de Sherbrooke 2001	99
Figure 4.4. Site 3 de l'image Ikonos de Sherbrooke 2001	99
Figure 4.5. Couches de réalité terrain des sites 1, 2 et 3	102
Figure 4.6. Fusion d'image panchromatique et multispectrale	103
Figure 4.7. Objets plus contrastés sur l'image panchromatique que sur l'image multispectrale fusionnée (Ikonos de Sherbooke, 2001).	104
Figure 4.8. Masques de l'algorithme de lissage utilisé	105
Figure 4.9. Comparaison d'algorithmes de lissage	106
Figure 4.10. Résultat de l'application de l'approche de segmentation proposée sur l'image du site 1	107
Figure 4.11. Résultat de l'application de l'approche de segmentation proposée sur l'image du site 2	108
Figure 4.12. Résultat de l'application de l'approche de segmentation proposée sur l'image du site 3	109
Figure 4.13. Couches des objets extraits du site 1	111
Figure 4.14. Couches des objets extraits du site 2	112
Figure 4.15. Couches des objets extraits du site 3	113
Figure 4.16. Rapport de surface pour les objets des classes anthropiques.....	119
Figure 4.17. Erreur de position pour les objets extraits des classes bâtiment et route pour les trois sites d'étude.....	120
Figure 4.18. Comparaison de profils spatiaux sur la bande rouge de l'image originale et celle segmentée	121
Figure 4.19. Application de l'approche proposée sur des images satellitaires à THRS du milieu rural (à gauche) et du milieu urbain (à droite)	122
Figure 4.20. Confrontation entre les résultats de la détection de l'ombre et une interprétation visuelle	124
Figure 4.21. Degrés d'appartenance aux classes d'objets pour les trois sites étudiés.....	127
Figure 4.22. Cartes de précision et de certitude des classes anthropiques du Site 1	128
Figure 4.23. Cartes de précision et de certitude des classes anthropiques du Site 2.....	129

Figure 4.24. Cartes de précision et de certitude des classes anthropiques du Site 3.....	130
Figure 4.25. Statistiques sur les degrés de précision (a) et de certitude (b) relatifs à l'extraction sur les trois sites d'étude	131
Figure 4.26. Résultat de l'application de l'approche d'extraction automatique sur un extrait d'image Quickbird	132
Figure 4.27. Application de l'approche d'extraction automatique sur l'extrait d'image Ikonos 2004 du site 1	134
Figure 4.28. Confusion entre bibliothèques spectrales des classes bâtiment et de route (Site 3)	144
Figure 4.29. Classification de l'extrait du site 1 par maximum de vraisemblance	150

Liste des tableaux

Tableau 2.1. Caractéristiques des capteurs satellitaires à THRS	9
Tableau 2.2. Types et formes de coopération entre la segmentation par régions et la segmentation par contours.....	30
Tableau 3.1. Classes d'objets retenues dans notre étude.....	45
Tableau 3.2. Description des objets des classes retenues.....	47
Tableau 3.3. Correspondance propriétés abstraites – attributs quantifiables	48
Tableau 3.4. Seuils définis pour les attributs quantifiables.....	54
Tableau 3.5. Propositions floues sur les propriétés spectrales et texturales.....	75
Tableau 3.6. Propositions floues sur les propriétés géométriques	76
Tableau 3.7. Exemple d'enregistrement de la base de données sur les primitives	82
Tableau 4.1. Caractéristiques techniques de l'image Ikonos de Sherbrooke	98
Tableau 4.2. Description des sites utilisés de l'image Ikonos.....	100
Tableau 4.3. Matrice de corrélation entre les bandes spectrales originales et celles fusionnées (He <i>et al.</i> , 2004)	104
Tableau 4.4. Indices de qualité de l'extraction.....	114
Tableau 4.5. Matrice de confusion du site 1	115
Tableau 4.6. Matrice de confusion du site 2	116
Tableau 4.7. Matrice de confusion du site 3	116
Tableau 4.8. Indices de qualité de l'extraction des objets bâtiments	117
Tableau 4.9. Indices de qualité de l'extraction des objets routes.....	117
Tableau 4.10. Indices de qualité de l'extraction des objets lots de stationnement.....	118
Tableau 4.11. Taux de réduction du nombre d'unités de traitement par l'approche de segmentation proposée	123
Tableau 4.12. Analyse de sensibilité des seuils de l'indice de brillance.....	123
Tableau 4.13. Analyse de la pertinence des règles (Site 1).....	125
Tableau 4.14. Analyse de la pertinence des règles (Site 2).....	125
Tableau 4.15. Matrice de confusion du site 4	133
Tableau 4.16. Comparaison de l'approche avec d'autres travaux.....	152

Acronymes et sigles

- AIBO : Analyse d'image basée objets
- BDG : Bases de données géographiques
- GMT : Greenwich Mean Time
- IG : Information géographique
- IRS : Indian Remote Sensing
- NDVI : Normalized difference vegetation index
- PAN : Panchromatique
- RNA : Réseaux de neurones artificiels
- SIG : Système d'information géographique
- THRS : Très haute résolution spatiale
- TM : Thematic Mapper

1. Introduction

1.1. Mise en contexte

Importance de l'information géographique

L'information géographique constitue un élément clé pour la prise de décision dans de nombreux domaines tels que l'aménagement des territoires et la gestion environnementale. Dans le milieu urbain, les systèmes d'information géographique (SIG) sont devenus indispensables pour une planification et une gestion efficaces (Longley *et al.*, 2005). Les villes sont en extension et connaissent des changements en raison du développement urbain. Les SIG offrent la possibilité, de part leur capacité de gestion et d'analyse du territoire, de suivre efficacement ce développement (Maguire *et al.*, 2005).

Toutefois, leur utilisation peut connaître certaines contraintes dont la plus importante est le manque d'information géographique (Yeh, 1999). En effet, l'information géographique est vitale pour un SIG. Dans les pays développés, plusieurs bases de données géographiques sont disponibles. Toutefois, elles ont un besoin permanent de mise à jour pour prendre des décisions perspicaces. Dans les pays en voie de développement, il y a un manque de données fiables et mises à jour. L'information géographique n'est pas toujours disponible et son prix d'acquisition est dispendieux. La disponibilité de l'information géographique est un besoin mondial qui est de plus en plus pressant ces dernières années (Mena, 2003).

Images satellitaires à THRS comme source d'information géographique

Les photographies aériennes ont été depuis longtemps une source d'information géographique et un outil dans l'analyse urbaine (Donnay *et al.*, 2001). Les images satellitaires, compte tenu de leur disponibilité, leur fréquence de mise à jour et leur prix, ont retenu l'attention dans ce domaine. Les avancements dans les capteurs satellitaires, particulièrement dans la résolution spatiale, ont permis de rendre la télédétection plus appropriée à l'étude du milieu urbain (Donnay *et al.*, 2000). L'avènement des images à très haute résolution spatiale (THRS) a

ouvert une nouvelle ère et signale un futur prometteur pour la production et la mise à jour de l'information géographique (Samadzadegan *et al.*, 2004). Ces images semblent permettre une discrimination améliorée du milieu urbain (Puissant and Weber, 2002). Les nouveaux capteurs à THRS tels que Ikonos et Quickbird laissent entrevoir un grand potentiel pour une extraction détaillée et précise des objets cartographiques (Caprioli and Tarantino, 2003 ; Gianinetto *et al.*, 2004, Holland and Marshall, 2004). Leur résolution spatiale métrique permet d'atteindre le niveau de détail pour identifier les objets individuels d'une manière presque similaire que les images aéroportées (Gianinetto *et al.*, 2004). Elle correspond à des échelles d'analyse entre 1/10 000 et 1/25 000, des échelles typiques pour des projets de planification urbaine (Donnay *et al.*, 2001; Guindon, 1997 ; Gianinetto *et al.*, 2004 ; Samadzadegan *et al.*, 2004). En conséquence, ces images pourraient être considérées comme une alternative intéressante aux photographies aériennes pour l'acquisition de l'information géographique (Donnay *et al.*, 2001).

1.2. Problématique de la recherche

L'extraction automatique de l'information géographique urbaine à partir des images satellitaires à THRS est d'une grande importance pratique en plus d'être un défi scientifique (Bailloeuil *et al.*, 2003 ; Mena, 2003). Toutefois, jusqu'à présent, elle connaît un retard (Mena, 2003 ; Caprioli and Tarantino, 2003). Elle fait face aux spécificités du milieu urbain ainsi que celles des images à THRS. Les méthodes d'analyse d'images à adopter doivent prendre en considération ces particularités.

Le milieu urbain est caractérisé par une forte densité. Divers objets de différentes natures et tailles y existent. Le degré de complexité de ce milieu devient plus important avec la grande variété de matériaux de construction des objets. En effet, le même type de matériau peut être utilisé dans la construction d'objets urbains de nature différente (par exemple, toits de bâtiments et routes). Ils présentent de ce fait un comportement spectral identique. De plus, des objets de même nature peuvent être construits avec des matériaux différents (toits des bâtiments par exemple), et donc ils ont des propriétés spectrales différentes.

Les images satellitaires multispectrales à THRS ont une résolution spectrale faible. Avec quatre bandes en bleu, vert, rouge et proche-infrarouge, elles présentent une limitation pour une bonne séparabilité entre certains objets urbains (Herold *et al.*, 2002). D'autre part, si la très haute résolution spatiale semble permettre l'identification de plusieurs objets, elle fait qu'une grande quantité des nuances soit perceptible à l'intérieur d'un objet urbain donné, ce qui augmente sa variance spectrale locale (Caloz et Collet, 2001). En conséquence, il ne peut pas être caractérisé par une seule signature spectrale. La richesse sémantique de l'image a augmentée, ce qui a rendu l'analyse d'image plus compliquée (Bailloeuil *et al.*, 2003).

Donc, même si la très haute résolution spatiale est prometteuse, la complexité du milieu urbain, la faiblesse de la résolution spectrale et le niveau de détails perceptibles sur l'image à THRS rend l'extraction automatique des objets une tâche difficile (Caprioli and Tarantino, 2003). Il devient évident qu'avec seulement l'information spectrale, il serait difficile de séparer et extraire correctement les différents objets à partir des images à THRS.

De ce fait, les méthodes d'analyse d'image basées uniquement sur les valeurs spectrales des pixels ne seraient pas adéquates (Caloz et Pointet, 2003 ; Blaschke and Strobl, 2001 ; Donnay *et al.*, 2001). En effet, elles se basent sur le fait que les différents détails terrestres ont des comportements spectraux différents, et que les objets de la même classe sont caractérisés par une signature spectrale unique. Avec ces méthodes, les objets urbains ne sont pas séparés avec succès. Il est donc impératif de s'orienter vers des solutions qui mettent en jeu d'autres informations afin d'atteindre une interprétation optimale des images (Guindon, 1997 ; Bauer and Steinnocher, 2001).

Étant donné que les pixels individuels ne portent pas suffisamment d'information, le recours à l'analyse d'image à travers des groupes de pixels homogènes qui reflètent les objets du monde réel s'avère une solution intéressante. Dans ce sens, l'approche d'analyse d'image basée objets (appelée aussi orientée objets) paraît prometteuse (Blaschke *et al.*, 2000). Elle se caractérise par le fait que ses unités de traitement ne sont pas de simples pixels mais des groupes de pixels. Ceux-ci présentent diverses propriétés (spectrales, géométriques et contextuelles) qui peuvent être exploitées dans une approche basée objets pour analyser l'image. La prise en

compte de ces diverses informations permettrait d'obtenir de meilleurs résultats que l'utilisation unique de l'information spectrale (Wong *et al.*, 2003).

Plusieurs travaux ont été menés dans le but d'étudier le potentiel de l'utilisation de l'analyse d'image basée objets sur des images à THRS dans le milieu urbain (Bauer and Steinnocher, 2001; Herold *et al.*, 2003 ; Hofmann, 2001a ; Huiping *et al.*, 2003 ; Rego and Koch, 2003 ; Amani, 2006, Carleer *et al.*, 2005). La comparaison des résultats avec ceux des classificateurs spectraux a révélé la supériorité du nouveau concept. Par exemple, par rapport à la classification par maximum de vraisemblance qui a produit des classes mal définies, l'approche basée objets a mené à des résultats de classification plus homogènes et plus proches d'une interprétation visuelle humaine (Huiping *et al.*, 2003). Les détails sont mieux détectés et la précision de la classification est meilleure. L'approche basée objets est considérée avoir le potentiel pour mieux appréhender les problèmes d'analyse d'image à THRS (Blaschke and Strobl, 2001) et pour fournir des produits cartographiques en milieu urbain plus détaillés et plus précis (Schiewe *et al.*, 2001 ; Herold *et al.*, 2003).

La principale caractéristique de l'analyse d'image basée objets est que ses unités de traitements sont des objets et non des pixels. Elle cherche à répliquer et/ou dépasser l'interprétation humaine des images satellitaires de façon automatique ou semi-automatique (Hay and Castilla, 2006). Elle est constituée en général de deux grandes étapes : la création des objets image et leur classification.

Même si l'approche basée objets commence à être plus utilisée ces dernières années pour l'extraction d'information à partir des images satellitaires, son utilisation avec des images à THRS du milieu urbain reste relativement faible en comparaison avec les autres approches (par pixels). L'interprétation des zones urbaines reste encore un problème en raison de leur complexité (Holland *et al.*, 2006). Bien que les résultats soient supérieurs à ceux des méthodes spectrales, ils n'ont pas encore atteint un degré de satisfaction élevé (Flanders *et al.*, 2003; Herold *et al.*, 2003). La satisfaction est évaluée par rapport à la capacité des objets extraits à représenter le plus fidèlement possible les objets du monde réel. Les raisons sont essentiellement liées aux méthodes utilisées lors des deux principales étapes de l'analyse basée

objets. En effet, même si l'approche basée objets est en principe indépendante des méthodes utilisées dans ses différentes étapes, leur choix affecte considérablement les résultats obtenus.

Tout d'abord, il y a la méthode utilisée pour la création des objets image. Elle revêt une importance primordiale vu qu'elle fournit les unités de base pour tous les traitements ultérieurs. Donc, la réussite de l'analyse dépend largement de sa qualité. La création des objets image est conduite généralement par une segmentation d'image. La technique la plus utilisée est la segmentation par région, spécialement celle par croissance de région (Chen *et al.*, 2003). Elle consiste à regrouper les pixels adjacents selon un critère d'homogénéité. Certes, son principe est simple, mais la définition du critère de segmentation reste problématique. Généralement, il consiste en un critère d'homogénéité spectrale. Cependant, cette dernière ne permet pas une bonne définition des objets image à partir des images à THRS (Schiewe *et al.*, 2001). La prise en compte de la dimension spatiale laisse entrevoir une amélioration du résultat de la segmentation afin de tracer avec plus de précision les contours d'un objet malgré l'hétérogénéité spectrale des pixels qui le composent (Caloz et Collet, 2001). Le recours à l'information sur les contours dans une approche de segmentation coopérative entre les régions et les segments permettrait de définir avec plus de précision les objets image. Plusieurs chercheurs dans le domaine de la segmentation s'accordent pour affirmer que la coopération des approches régions et contours apporterait une meilleure prise en compte des caractéristiques de l'image et donc une meilleure segmentation (Bertolino, 1995 ; Muñoz *et al.*, 2003).

Par ailleurs, avec la complexité du milieu urbain en nombre d'objets existants et en diversité des matériaux de construction utilisés, une extraction satisfaisante à 100% de tous les objets à partir des images à THRS paraît impossible. Certains objets peuvent être bien identifiés plus facilement que d'autres. Avec toute cette complexité, les résultats ne peuvent pas être de la forme « un objet appartient à une seule classe ». Il paraît important de prendre en considération cette réalité lors de la définition des objectifs à atteindre par une approche d'extraction d'objets. Le recours dans ce sens à la logique floue va permettre de gérer cette difficulté. Elle est appropriée pour les problèmes des images des zones urbaines (Longley *et*

al., 2001) : incertitude associée aux limites des objets, flou dans la définition des classes, possibilité d'appartenance d'un objet à plus d'une classe. Elle offre l'avantage de pouvoir exprimer, d'une part, le degré d'appartenance des objets à différentes classes et d'autre part, l'incertitude relative à l'extraction des objets.

La recherche d'une solution totalement automatique pour l'extraction de l'information géographique serait d'un grand apport. Or, les méthodes proposées sont souvent dépendantes de l'image de travail. Elles nécessitent de ce fait des paramètres ou seuils qui sont généralement déterminés sur la base de tests, ce qui rend ces solutions fonctionnelles sur des zones tests mais présentent des problèmes une fois appliquées sur d'autres images (Walter, 2004). Dans le cadre de l'analyse d'image basée objet, cela nécessite la recherche de méthodes automatisées au niveau de ces deux étapes, segmentation et classification.

De ce qui a été formulé ci haut, le constat est le suivant : l'utilisation de l'approche d'analyse d'image orientée objets pour l'extraction de l'information géographique à partir des images à THRS constitue une solution pertinente. Toutefois, certains aspects doivent être améliorés. C'est dans ce cadre que s'inscrit notre projet de recherche

1.3. Objectifs

L'objectif principal de ce travail de recherche est de développer une nouvelle approche d'analyse d'image basée objets pour l'extraction automatique de l'information géographique urbaine à partir des images à THRS.

Les objectifs spécifiques sont les suivants :

- Développer une nouvelle approche de segmentation multispectrale, automatique et non paramétrée dans le but de créer les objets image;
- Étudier le potentiel de l'intégration des connaissances sur les objets urbains dans la classification automatique des images à THRS ;

- Proposer une base de règles floues pour l'extraction automatique des objets à partir des images à THRS.

1.4. Hypothèses de la recherche

L'hypothèse principale de travail est qu'une approche d'analyse d'image basée objets qui prend en compte la connaissance sur les objets urbains devrait permettre une extraction efficace de l'information géographique urbaine à partir des images à THRS.

Les sous hypothèses sont les suivantes :

- La coopération entre les segmentations par régions et par contours permet de prendre en compte des caractéristiques des objets de l'image ;
- Le recours à la logique floue pour la définition des règles de classification permettrait de gérer l'incertitude relative à l'extraction des objets à partir des images à THRS ;
- Il est possible d'automatiser l'opération de l'extraction à travers une approche basée sur les connaissances des objets urbains qui ne requiert ni données auxiliaires ni paramètres d'entrée.

1.5. Présentation du plan de la thèse

Ce chapitre a présenté le contexte et la problématique de la recherche. Il a défini les objectifs ainsi que les hypothèses de travail. Le reste de la thèse est organisé comme suit. Le chapitre suivant est consacré à une revue de littérature concernant l'extraction des informations à partir des images satellitaires et les différentes approches d'analyse d'image existantes. Dans le troisième chapitre, l'approche méthodologique proposée pour l'extraction automatique des objets urbains à partir des images à THRS est exposée en détail. Le quatrième chapitre présente les résultats obtenus ainsi que leur analyse, interprétation et discussion. La conclusion générale ainsi que les recommandations et perspectives sont données dans le dernier chapitre.

2. Revue de littérature

2.1. Introduction

L'extraction automatique de l'information géographique à partir des images satellitaires est un domaine qui suscite beaucoup d'intérêt. Elle est d'une importance indéniable pour plusieurs applications. Son défi est de pouvoir obtenir des informations sur des objets terrestres d'une manière automatique, rapide et fiable. Elle peut être conduite selon diverses approches dépendamment des images disponibles et des informations à extraire. Les approches diffèrent selon les unités de traitement et les techniques de traitement d'image adoptées. Dans le domaine d'extraction des informations géographiques à partir des images à THRS, l'approche d'analyse d'image basée objets constitue une solution intéressante.

Le présent chapitre est consacré à une revue de littérature des méthodes d'extraction des objets à partir des images de télédétection. Il est organisé comme suit : d'abord, une première partie cherche à donner les caractéristiques des images à THRS et à répondre aux questions : quelles sont les caractéristiques des images satellitaires à THRS et quelle information géographique à extraire ? Elle est suivie d'une présentation des approches d'analyse d'image basée pixels et basée objets. Cette dernière est par la suite décrite en détail avec une revue des travaux l'ayant appliquée pour l'extraction des objets à partir des images aériennes et satellitaires. Comme l'approche basée objets utilise des méthodes de segmentation et de classification, deux sections sont consacrées à une présentation des méthodes existantes. Le chapitre se termine par la présentation de quelques aspects importants dans l'approche d'analyse d'image basée objets.


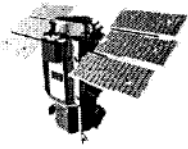

2.2. Extraction d'information géographique à partir des images satellitaires à THRS

2.2.1. Caractéristiques des images satellitaires à THRS

Les images satellitaires à THRS ont commencé à être commercialisées à partir des années 2000. Leur principale caractéristique est leur résolution spatiale métrique ou sub-métrique.

Elles sont offertes généralement avec une bande panchromatique et quatre bandes spectrales en bleu, vert, rouge et proche infrarouge. Le satellite Ikonos a été le premier satellite commercial à THRS lancé. Il fournit une bande panchromatique avec une résolution spatiale de 1 m et une image multispectrale avec une résolution spatiale de 4 m. Orbview-3, lancé en 2003, présente les mêmes résolutions spectrales et spatiales que celles d'Ikonos. Avec une plus haute résolution spatiale, le capteur Quickbird fournit l'image panchromatique avec une résolution spatiale de 0,6 m et les quatre bandes spectrales avec une résolution de 2,4 m. Les spécificités techniques de ces capteurs sont présentées dans le tableau 2.1.

Tableau 2.1. Caractéristiques des capteurs satellitaires à THRS

Capteur	 Ikonos		 Quickbird		 OrbView-3	
Compagnie	Space imaging, Inc.		DigitalGlobe, Inc.		Orbimage, Inc.	
Bandes	Résolution spectrale (μm)	Résolution spatiale (m)	Résolution spectrale (μm)	Résolution spatiale (m)	Résolution spectrale (μm)	Résolution spatiale (m)
Pancho	0,45 – 0,90	1×1	0,45 – 0,90	0,6×0,6	0,45 – 0,90	1×1
1	0,45 – 0,52	4×4	0,45 – 0,52	2,4×2,4	0,45 – 0,52	4×4
2	0,52 – 0,60	4×4	0,52 – 0,60	2,4×2,4	0,52 – 0,60	4×4
3	0,63 – 0,69	4×4	0,63 – 0,69	2,4×2,4	0,63 – 0,69	4×4
4	0,76 – 0,90	4×4	0,76 – 0,89	2,4×2,4	0,76 – 0,90	4×4
Altitude	681 km		600 km		470 km	
Fauchée	11 km		20 à 40 km		8 km	
Répétitivité	< 3 jours		1 à 5 jours		< 3 jours	
Date de lancement	Septembre 1999		Octobre 2001		Juin 2003	

Le dernier nouveau capteur WorldView-1 a été lancé en septembre 2007. Il fournit seulement des images panchromatiques d'une résolution spatiale de l'ordre de 0,50 m avec une répétitivité de 1,7 jour. Le lancement du capteur multispectral WorldView-2 est prévu en 2008 avec 8 bandes spectrales. Des capteurs français Pleiades-HR 1 et 2 sont prévus pour fin 2009 et fin 2010 respectivement. La résolution spatiale en mode panchromatique sera de l'ordre de 0,7 m au nadir et 4 fois pour le mode multispectrale.

La très haute résolution, la fréquence de visite et la dynamique de l'image rend les images satellitaires à THRS idéales pour les applications urbaines (Meinel *et al.*, 2001). Avec le rapport prix et surface couverte, ces images sont une alternative rentable aux photographies aériennes pour la génération d'informations géographiques pour des gestionnaires locaux (Stephene *et al.*, 2003). Par rapport aux capteurs à petites ou moyennes résolutions, l'utilisation de ces images augmente la quantité d'informations sur l'occupation du sol à des échelles locales, et la précision géométrique. Ces images sont d'un intérêt certain pour l'analyse de l'espace urbain et la cartographie des zones urbaines complexes (Puissant and Weber, 2002).

2.2.2. Quelle information à extraire ?

Avant de présenter les approches et méthodes d'extraction de l'information géographique à partir des images à THRS, il est intéressant de chercher quelle information géographique peut constituer le sujet à extraire à partir de ces images, particulièrement dans un milieu urbain.

L'information géographique (IG), appelée aussi information géo-spatiale, est l'information qui décrit les phénomènes associés directement ou indirectement à une localisation par rapport à la surface de la terre (Nogueras *et al.*, 2005). Dans notre travail, par information géographique, nous désignons les objets cartographiques qui sont présents dans les bases de données géographiques et qui sont susceptibles d'être extraits à partir des images à THRS. Les routes et les bâtiments en sont des exemples.

2.2.2.1. Objets cartographiques

Les objets cartographiques les plus étudiés dans les travaux d'extraction d'objets à partir des images satellitaires sont les routes et les bâtiments (Baltsavias, 2004). Leur extraction à partir des images à THRS doit faire face à certains problèmes.

Dans le cas des routes, si leur extraction à partir des images à petites ou moyennes résolutions consistait à identifier des objets linéaires ou des structures curvilignes (Wang and Trinder, 2000), dans les images à THRS, l'extraction des routes est plus compliquée. La variabilité à l'intérieur des routes est plus importante. Il peut y avoir des véhicules, des marques de signalisation, de l'ombre projetée des bâtiments ou des arbres.

En ce qui concerne les bâtiments, l'analyse des zones urbaines utilisant les images satellitaires de moyenne résolution spatiale consistait surtout à l'identification des zones bâties ou la discrimination entre les zones commerciales, industrielles et résidentielles. Avec les images à THRS, il est possible d'identifier précisément les bâtiments individuels (Shackelford and Davis, 2003a). Cependant, ce ne sont pas tous les bâtiments qui peuvent être extraits à partir de ces images (Fraser *et al.*, 2002; Shan and Lee, 2005). Aussi, il existe une confusion entre les réponses spectrales des bâtiments et celles d'autres objets, comme les routes et les lots de stationnement. Ceci est dû à la nature similaire des matériaux de construction (Herold *et al.*, 2003). Un autre problème consiste en la présence de l'ombre qui peut cacher des parties des bâtiments, surtout dans un habitat dense (Amani, 2006). De ce fait, la délimitation des bâtiments extraits avec des méthodes automatiques n'est pas toujours précise (Lhomme, 2005).

2.2.2.2. Autres informations

D'autres objets géographiques ont fait l'objet de travaux d'extraction à partir des images à THRS, mais qui restent moins fréquents. Il y a par exemple les jardins privés (Mathieu *et al.*, 2007), les arbres (Guo *et al.*, 2007) et les piscines privées (Berrada, 2006).

Il existe des informations qui ne sont pas cartographiques mais qui aident à l'extraction d'autres objets cartographiques. Il s'agit de l'ombre qui permet de renseigner sur la présence d'objets cartographiques élevés tels que les bâtiments et les arbres (Amani, 2006). Les véhicules peuvent aussi contribuer à l'extraction des objets de voirie tels que les routes et les lots de stationnements (Gerhardinger *et al.*, 2005).

2.2.3. Extraction d'objets vs interprétation d'image

L'extraction des objets à partir des images satellitaires peut concerner une classe d'objets spécifique (exemple : bâtiments, routes, arbres). Elle peut être conduite dans le but de fournir une interprétation de toute l'image. La plupart des travaux d'extraction d'objets existants appartiennent au premier groupe. Ils se concentrent sur l'étude spécifique d'une classe d'objets. Quant aux travaux du deuxième groupe, ils sont plus complexes. Cependant, en étudiant plusieurs classes d'objets, ils profitent des informations supplémentaires fournies par chaque classe et exploitent leurs interrelations. Ils promettent ainsi une meilleure discrimination des objets et par conséquent une meilleure extraction (Mena, 2003).

2.2.4. Approches d'analyse d'images pour l'extraction d'information

Indépendamment de la méthode à appliquer pour extraire l'information géographique à partir des images à THRS, deux approches d'analyse d'image peuvent être identifiées : l'approche basée pixels et l'approche basée objets. Elles diffèrent selon l'unité de traitement adoptée (figure 2.1). L'unité de traitement est la cible sur laquelle la méthode d'analyse d'image va être appliquée.

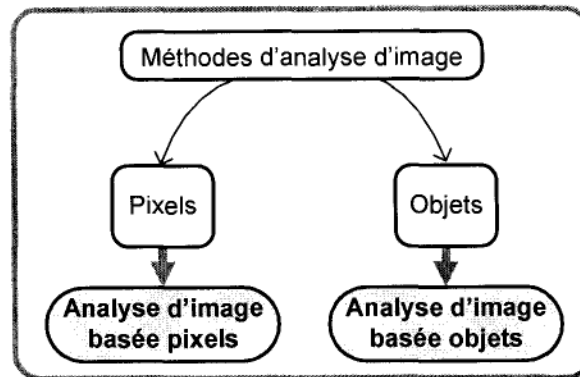


Figure 2.1. Approches d'analyse d'image

Dans l'approche basée pixels, la méthode d'analyse d'image adoptée est appliquée sur les pixels de l'image. Elle exploite l'information au niveau des pixels, généralement l'information spectrale et/ou texturale (Campbell, 2007). Cette approche est utilisée depuis l'apparition des images satellitaires.

La principale caractéristique de l'analyse d'image basée objets est que ces unités de traitements sont des groupes de pixels et non des pixels individuels. Ils sont généralement appelés objets image dans la littérature. Ils peuvent être décrits par plusieurs propriétés de différents types : spectrales, géométrique, contextuelles,... L'analyse d'image basée objets exploite toutes ces informations lors des traitements.

Un point important à préciser, est que les deux approches peuvent être utilisées par les mêmes techniques de traitement d'image (Navulur, 2007). Elles diffèrent dans l'unité de traitement sur laquelle ces techniques vont être appliquées. Ainsi, par exemple, la technique de classification dirigée par distance minimale peut être appliquée sur une image selon une approche basée pixels ou selon une approche basée objets (Zhan *et al.*, 2001). L'adoption de l'une des deux approches dépend de l'application et du résultat recherché.

2.3. Analyse d'image basée pixels

Dans le domaine d'extraction d'objets à partir des images à THRS, certains travaux ont adopté l'analyse d'image basée pixels. Généralement, ils se concentrent sur une seule classe d'objets.

Les routes et les bâtiments sont les objets les plus étudiés. Une revue détaillée des travaux sur le sujet peut être trouvée dans Gruen *et al.* (1995), Mayer (1999), Mena (2003) et Baltasvias (2004).

Vu la complexité de la problématique, les méthodes proposées sont constituées d'une série de techniques d'analyse d'image afin d'aboutir à l'extraction des objets. Ainsi, pour l'extraction des routes, Gao et Wu (2004) proposent une méthode intégrant une classification non dirigée et un ensemble de traitements basés sur un raisonnement spatial pour l'extraction du réseau routier à partir d'image Ikonos. Zhang et Wang (2004) intègrent la fusion d'image, la classification multispectrale et la segmentation pour extraire le réseau routier à partir d'une image Quickbird. Pour les bâtiments, Segl et Kaufmann (2001) ont combiné une classification dirigée avec une segmentation non dirigée pour la détection des petits bâtiments dans les zones périurbaines à partir d'une image panchromatique. Pour des travaux qui ont touché plusieurs classes d'objets urbains, Benediktsson *et al.* (2003) utilisent des opérations de morphologie mathématique et un réseau de neurones. Ils ont expérimenté leur méthode sur des images panchromatiques des capteurs IRS et Ikonos.

Certains travaux ont utilisé des images monobandes. Lhomme (2005) dans sa méthode pour l'extraction des bâtiments a utilisé une image panchromatique Ikonos. Cette méthode se base sur la différence de variance spectrale du bâtiment et celle de son entourage proche. Elle intègre des informations additionnelles sur la végétation et l'ombre pour diminuer les erreurs de commission. Long et Zhao (2005) extraient le réseau routier en se basant sur une segmentation de la bande rouge d'une image Ikonos suivie d'un seuillage d'histogramme de niveaux de gris.

Travaillant sur des images multispectrales Ikonos, Unsalan et Boyer (2005) ont proposé un système pour la détection des maisons et des rues dans des zones résidentielles. Leur méthode intègre une variante de K-moyennes, des propriétés spatiales et spectrales et des opérations de morphologie mathématique.

Les résultats obtenus par les approches basées pixels présentent des confusions dans la classification. Ils sont généralement non homogènes et présentent un effet de sel et poivre (Lu and Weng, 2007). Une étape de post-traitement est souvent nécessaire pour nettoyer les résultats et pouvoir les exploiter (Caprioli and Tarantino, 2003 ; Gao and Wu, 2004).

Comparativement à son application sur des images satellitaires de petites ou moyennes résolutions spatiales, l'approche basée pixels suscite moins d'intérêt sur les images à THRS, particulièrement dans un milieu urbain (Blaschke *et al.*, 2000 ; Caprioli and Tarantino, 2003 ; Guo *et al.*, 2007). Avec la grande quantité des nuances qui est perceptible sur un objet donné à cause de la très haute résolution spatiale, sa variance spectrale locale est plus importante (Caloz et Collet, 2001). De ce fait, il n'est pas caractérisé par une seule signature spectrale. En plus, plusieurs objets présentent les mêmes réponses spectrales vu qu'ils sont construits avec les mêmes matériaux. Par conséquent, l'information spectrale à elle seule est insuffisante pour discriminer entre ces objets (Guindon, 1997).

2.4. Analyse d'image basée objets

2.4.1. Définition et principe

L'approche d'analyse d'image basée objets utilise des objets image comme unités de traitement. Un objet image peut être défini comme un groupement de pixels adjacents de propriétés spectrales et spatiales similaires (Navulur, 2007). Le qualificatif « image » est utilisé pour faire la différence avec l'objet réel à extraire.

À l'inverse des pixels, les objets image peuvent être caractérisés par des informations spectrales, texturales ainsi que géométriques et contextuelles. L'approche basée objets exploite ces informations supplémentaires que les objets image offrent. La prise en compte de ces diverses informations permet d'améliorer les résultats (Wong *et al.*, 2003 ; Campbell, 2007).

L'analyse d'image basée objets (AIBO), appelée aussi analyse d'image orientée objets, cherche à répliquer et/ou dépasser l'interprétation humaine des images satellitaires de façon

automatique ou semi-automatique (Hay and Castilla, 2006). Elle permet d'extraire les objets de manière plus homogène. Son résultat peut être plus facilement intégré dans un SIG vecteur que les cartes raster des pixels classifiés (Walter, 2004).

L'analyse d'image basée objets a été définie comme nouvelle discipline lors de la première conférence internationale de l'analyse d'image basée objets (OBIA' 2006) :

« L'analyse d'image basée objets est une sous discipline de la science de l'information géographique consacrée à subdiviser les images de télédétection en des objets image significatifs et à évaluer leurs caractéristiques selon des échelles spatiales, spectrales et temporelles » (Hay and Castilla, 2006).

Le terme analyse d'image basée objets géographiques est aussi employé pour introduire la notion de l'information géographique. Les acronymes OBIA ou GeoBIA sont aussi utilisés dans la littérature en référence à son appellation anglo-saxonne à savoir *Object Based Image Analysis* ou *Geographic Object Based Image Analysis*.

2.4.2. Principales étapes

L'AIBO est constituée de deux principales étapes (figure 2.2) : la création des objets image et la classification des objets image.

L'étape de la création des objets image est réalisée dans la plupart des cas par une technique de segmentation (Lang and Blaschke, 2006 ; Jensen, 2005). Cette étape revêt une importance primordiale vu qu'elle fournit les unités de base pour tous les traitements ultérieurs. Donc de sa qualité dépend largement la réussite de l'analyse. Différentes techniques de segmentation peuvent être utilisées. La section 2.5 est consacrée à une présentation des principales méthodes de segmentation.

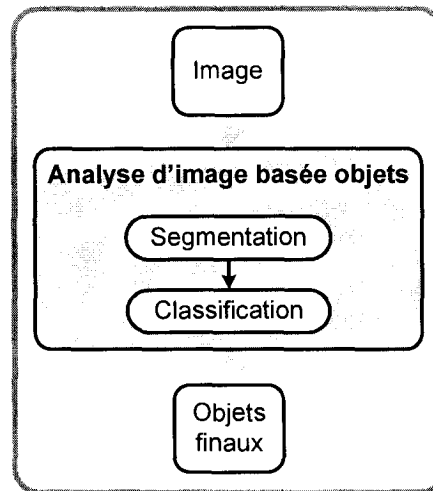


Figure 2.2. Analyse d'image basée objets

Pour l'étape de classification, elle permet de passer des objets image aux objets réels sur l'image. Plusieurs méthodes de classification sont disponibles. Le choix de la méthode de classification à adopter n'est pas évident (Lu and Weng, 2007). Différents résultats de classification peuvent être obtenus dépendamment de la méthode de classification utilisée. En général, elle est choisie en fonction du but recherché, de l'image de travail, et aussi de sa capacité à intégrer les informations nécessaires pour la classification. La section 2.6 est consacrée à une présentation des méthodes de classification.

Diverses méthodes peuvent être adoptées au niveau des deux étapes de l'approche basée objets. La panoplie des méthodes disponibles laisse un grand choix à l'analyste certes, mais complique sa tâche dans la mesure où les algorithmes choisis ont une forte influence sur les résultats finaux (Caloz et Pointet, 2003).

L'analyse d'image basée objets peut être utilisée sur différentes images satellitaires. Toutefois, elle a prouvé être particulièrement convenable pour l'imagerie à THRS (Campbell, 2007), surtout dans un environnement urbain (Herold *et al.*, 2003). Plusieurs travaux confirment que l'AIBO est jugée mieux adaptée comparativement à l'approche par pixels pour l'analyse des images à THRS du milieu urbain. Elle permet de produire des résultats plus précis (Bauer and

Steinnocher, 2001 ; Hofmann, 2001a ; Schiewe *et al.*, 2001 ; Caloz et Pointet, 2003 ; Huiping *et al.*, 2003 ; Rego and Koch, 2003).

2.4.3. Revue des travaux en extraction d'objets

Dans le domaine de l'extraction des objets à partir d'images à THRS du milieu urbain, les travaux ayant adoptés l'approche basée objets sont peu nombreux. Lors de cette revue, nous présentons aussi les travaux qui l'ont appliquée sur d'autres images satellitaires et aériennes. Généralement, ces travaux présentent les deux principales étapes : création et classification des objets image. Ils diffèrent principalement selon les méthodes utilisées dans chacune des étapes et selon les objets à extraire. Pour les méthodes utilisées, elles peuvent varier des plus conventionnelles n'utilisant que l'information spectrale au plus complexes basées sur des connaissances externes. En outre, les travaux peuvent se concentrer sur l'extraction d'une seule classe d'objets comme ils peuvent chercher à interpréter l'ensemble des classes constituant l'image.

La première référence connue qui a adopté l'approche basée objets est celle de Kettig et Landgrebe (1976). Ils ont proposé une approche de classification des images multispectrales par extraction et classification des objets homogènes. Elle consiste en premier lieu à diviser l'image en groupes de pixels homogènes spectralement. Ces derniers sont par la suite classifiés par classification dirigée (Maximum de vraisemblance). Ils l'ont appliquée sur des images aériennes et satellitaires (Landsat).

Cette méthode est toujours utilisée. Elle est connue sous le nom de ECHO (*Extraction and Classification of Homogeneous Objects*). Elle est disponible dans un environnement open-source - Multispec (Biehl and Landgrebe, 2002). Elle a été appliquée sur des images Ikonos par Lee *et al.* (2003) pour l'extraction des bâtiments. Ils ont réalisé une classification par ECHO pour obtenir une approximation des positions et formes des bâtiments dans l'image multispectrale. L'extraction définitive est réalisée par segmentation de l'image panchromatique en utilisant l'algorithme Isodata suivie d'un traitement de rectangularité (*squaring*). L'approche ECHO a été reprise par Jiménez *et al.* (2005) sous une version non

dirigée (UnECHO). La création des objets image est réalisée par l'algorithme C-moyennes. La classification considère le résultat de C-moyennes et le contenu spectral de chaque pixel de l'image. Ils l'ont appliqué sur des images hyperspectrales. Vu que cette approche est non dirigée, les objets extraits représentent les régions homogènes de l'image. Les auteurs précisent que l'avantage de leur méthode est qu'elle simplifie le processus d'extraction des structures spatiales de l'image.

Dans un travail plus complexe, le système d'interprétation des images aériennes de Nagao et Matsuyama (1980) cherche à extraire des objets (bâtiments, routes, forêt, etc.) à partir des images aériennes. Les auteurs ne décrivent pas leur approche comme basée objets. Toutefois, leur processus d'extraction proposé est appliqué sur des segments créés par la technique de croissance de régions. L'étape de classification est conduite par une base de règles. Chaque classe est décrite par un ensemble de règles. Ces dernières mettent en jeu diverses propriétés spectrales, géométriques et contextuelles. Un tableau de bord gère toutes les informations requises pour l'analyse : propriétés, relations, contraintes, règles de décision, ainsi que les résultats de l'extraction. Le système a été testé sur des images aériennes multispectrales de zones rurales et urbaines. Il a été adapté par Baraldi et Parmiggiani (1994) pour la classification d'images satellitaires (Landsat).

La majorité des informations utilisées dans le système de Nagao et Matsuyama pour la reconnaissance des objets sont des propriétés des objets (Matsuyama and Hwang, 1990). Peu de connaissances sur les relations spatiales entre les objets ont été intégrées. Dans ce sens, Matsuyama et Hwang (1990) proposent le système SIGMA. C'est un système expert qui est basé sur trois modules. Le premier consiste en un système de raisonnement géométrique dont l'objectif est l'extraction des propriétés géométriques et relationnelles des objets ainsi que leur représentation afin de construire une description cohérente de la scène. Le deuxième module raisonne pour chercher la correspondance entre les objets et les résultats de la description faite par le système de raisonnement géométrique. Un troisième module réalise la segmentation d'image basée connaissance et extrait les propriétés des objets que les autres modules ont spécifiés. Il aide les autres modules à raisonner sur les objets de l'image. Le système a

démontré sa performance sur des images aériennes panchromatiques pour la recherche des bâtiments. Toutefois, sa base de connaissance est complexe et codée par l'expert. Le système n'a été testé que dans des conditions particulières.

Le système d'interprétation d'images proposé par Cocquerez *et al.* (1992, 1997) proposent de créer les objets image à partir d'une segmentation par contours suivie de traitements de raccordements pour créer des régions fermées. L'étape de classification des objets image est assurée par un système mixte incluant un réseau de neurones et un système expert. Le réseau de neurones réalise d'abord une classification des objets image en se basant sur leurs propriétés internes (niveaux de gris, propriétés géométriques). Par la suite, le système expert cherche à donner un étiquetage cohérent aux objets image en tenant compte du voisinage à travers une procédure de propagation de contraintes.

Récemment, l'approche d'analyse d'image basée objets a été adoptée par un logiciel commercial eCognition. Pour la phase de création des objets, il propose une segmentation multi-échelle (Baatz and Schäpe, 2000). Elle se base sur une croissance de région avec un facteur échelle qui contrôle la taille des segments. Elle intègre aussi des facteurs de forme et de couleur. Pour la partie de classification, deux méthodes sont proposées, celle du plus proche voisin ou celle à base de règles floues (Benz *et al.*, 2004). Plusieurs attributs d'ordre spectral, géométrique et contextuel peuvent être intégrés dans le processus de classification.

Les travaux ayant utilisé ce logiciel touchent différents domaines (forestier, urbain, rural, etc.). Dans le cas des images satellitaires à THRS du milieu urbain, Ils ont cherché soit à interpréter toute l'image (Kressler *et al.*, 2001 ; Meinel *et al.*, 2001 ; Mittelberg, 2002 ; Caprioli and Tarantino, 2003 ; Marchesi *et al.*, 2006), ou à extraire des objets spécifiques tels que les bâtiments (Hofmann, 2001b), les routes (Repaka, 2004), les jardins privés (Mathieu *et al.*, 2007).

L'approche nécessite un certain nombre de paramètres à introduire (Valeur de facteur échelle par exemple) (Darwich *et al.*, 2003). Devant le manque de transparence des algorithmes

adoptés (Flanders *et al.*, 2003), des tests et études sont nécessaires pour trouver les paramètres optimums de segmentation (Yuan and Bauer, 2006).

L'approche basée objets a été adoptée pour l'élaboration de la base de données géographiques d'occupation du sol (Land Cover Map 2000 – LCM2000) en Grande Bretagne (Fuller *et al.*, 2002). Les images utilisées sont celles des capteurs Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM), Thematic Mapper (TM), et Indian Research Satellite (IRS). L'approche vise à segmenter l'image en des parcelles d'occupation du sol. La segmentation est conduite par l'algorithme de croissance de région avec coopération avec une segmentation par contours. L'étape de segmentation est conduite selon un processus itératif entre segmentation et inspection par l'opérateur avec possibilité de ré-analyse de l'image des contours ou changement des seuils de segmentation utilisés. Le résultat final n'est adopté qu'après approbation de l'opérateur avec vérification des objets réels. L'étape de classification est réalisée par l'algorithme de maximum de vraisemblance. Elle est aussi conduite selon un processus itératif. Ainsi, après classification, le résultat est inspecté visuellement. Les zones d'entraînement peuvent être revues et la classification refaite. La classification finale doit atteindre une précision de 90 %.

L'étude de faisabilité de la mise à jour de cette BDG pour 2007 (projet LCM2007) est présentée par Smith (2006). Le point principal est que les objets sont générés à partir des objets de la carte principale (MasterMap) de la Grande Bretagne. Les propriétés géométriques de ces derniers sont prises en compte pour respecter l'unité cartographique minimale et la largeur minimale exigées. Les différents objets sont fusionnés et divisés itérativement jusqu'à satisfaire les spécifications fixées.

Guo *et al.* (2007) ont proposé une approche basée objets constituée de trois étapes. D'abord, l'image est segmentée par un algorithme de croissance de région. Les segments ainsi créés sont ensuite décrits par des attributs spectraux, géométriques et des relations topologiques. Une fusion et un filtrage basés sur des connaissances sont réalisés pour éliminer des objets non désirés. Enfin, un classificateur par distance minimale et une post-classification à base de

connaissance sont réalisés. L'approche a été développée dans le but d'extraire des arbres morts par une certaine maladie à partir des images multispectrales ADAR (1m).

Dans le milieu urbain, Shackelford et Davis (2003a) ont cherché à classifier des zones urbaines à partir des images Ikonos. Leur approche combine une classification par pixels et une autre par objets. Les classes étudiées sont : route, bâtiment, pelouse, arbre, sol nu, eau et ombre. D'abord, la classification par pixels est réalisée. Elle consiste en une classification hiérarchique floue. Elle utilise l'information spectrale, l'information texturale (entropie) et l'information spatiale (longueur et largeur des groupes de pixels spectralement similaires). Son résultat est amélioré par la classification basée objets. Cette dernière part d'une segmentation par croissance de régions dont le critère de segmentation est constitué d'un indice d'homogénéité spectrale et d'un indice de compacité de forme. La classification est réalisée par une base de règles floues. Elle utilise le résultat de la classification par pixels, des attributs de forme, de voisinage et spectraux.

2.5. Méthodes de segmentation

La segmentation d'images constitue la première étape dans plusieurs processus d'analyse d'image (extraction, reconnaissance d'objets, classification, etc.). Elle est un traitement de bas niveau (Pal and Pal, 1993). Elle vise à subdiviser l'image selon les objets ou les régions qui la constituent (Gonzalez and Woods, 2002). Elle ne cherche pas à déterminer ce que représente chacune des régions. La qualité de la segmentation détermine le succès ou l'échec de toutes les procédures d'analyse subséquentes. Sans une bonne segmentation, un objet ne peut être reconnaissable.

Dans les quarante dernières années, plus de 4000 algorithmes de segmentation d'image ont été développés (Zhang, 2006). La segmentation d'images a été le sujet d'un nombre considérable de recherches sans qu'il y ait jusqu'à présent une méthode générale de segmentation (Kermad et Chehdi, 1998). Plusieurs travaux de revue des techniques de segmentation existent dans la littérature (Pal and Pal, 1993 ; Skarbek and Koschan, 1994 ; Cheng *et al.*, 2001 ; Lucchese and Mitra, 2001).

Les techniques les plus adoptées sont : les techniques par pixels, les techniques par régions, les techniques par contours. Les techniques par modèles et les techniques physiques sont aussi utilisées. Cette section est consacrée à une brève description de chacune de ces catégories. Elle est suivie par la présentation de la segmentation par coopération, particulièrement la coopération régions-contours.

2.5.1. Techniques de segmentation par pixels

Les techniques par pixels se basent sur les valeurs des pixels. Elles utilisent en général l'histogramme des valeurs de pixels pour définir les segments. Le seuillage d'histogramme fait partie de cette catégorie. Il est l'une des méthodes de segmentation d'image les plus anciennes, simples et populaires (Pal and Pal, 1993). Son principe est que les pixels dont les valeurs sont comprises entre deux valeurs de seuils appartiennent à la même région. D'autres techniques sont dédiées aux images multibandes telles que la technique de k-moyennes. Elle cherche à séparer les pixels en groupes dans l'espace multibande de telle sorte que la variance intergroupe soit maximisée.

L'avantage de ces techniques est leur simplicité. Elles peuvent donner des résultats satisfaisants sur des images composées d'objets bien distincts et non bruitées. Toutefois, le fait qu'elles se basent essentiellement sur les histogrammes des valeurs des pixels des images, ces techniques ne prennent pas en considération l'information spatiale de l'image. Elles sont sensibles au bruit de l'image et de ce fait ne sont pas les mieux convenables pour des images naturelles et complexes tels que les images satellitaires (Plataniotis and Venetsanopoulos, 2000).

2.5.2. Techniques de segmentation par régions

Les techniques par régions cherchent à regrouper les pixels adjacents similaires, en régions distinctes, selon un critère de segmentation. À la différence des celles par pixels, les techniques de segmentation par régions considèrent l'information spatiale. La croissance de région et la division-fusion sont les techniques les plus courantes de cette catégorie.

La croissance de région part d'un certain nombre de pixels appelés germes. Elle regroupe au fur et à mesure les pixels adjacents qui ont des propriétés similaires jusqu'à la formation des régions (Caloz et Collet, 2001). La division-fusion consiste, comme son nom l'indique, en deux étapes. La première part de l'image entière et réalise des divisions de l'image de plus en plus petites jusqu'à ce que toutes les régions créées satisfassent un certain critère d'homogénéité. Dans la deuxième étape, les régions adjacentes sont regroupées, tant que les régions résultantes vérifient le critère d'homogénéité.

Les techniques par régions produisent des segments qui sont connectés. Toutefois, les limites de ces segments ne coïncident pas souvent avec celles des objets représentés sur l'image (Fan *et al.*, 2001). Ceci est dû principalement aux critères et aux seuils de segmentation adoptés. En effet, il est difficile d'identifier les critères pour agréger les pixels ou pour fusionner et diviser les régions (Bellet *et al.*, 1995). Aussi, le choix du seuil de segmentation est problématique. Plusieurs essais et tests sont nécessaires avant de trouver le seuil adéquat (Skarbek and Koschan, 1994).

2.5.3. Techniques de segmentation par contours

Les techniques par contours cherchent à détecter les transitions entre les objets de l'image (Gonzalez and Woods, 2002). Elles ont comme hypothèse que les valeurs de pixels changent rapidement aux limites entre régions (Pal and Pal, 1993).

Les techniques de segmentation par contours se basent principalement sur l'application d'opérateurs de détection de contours. Ces opérateurs se distinguent par le filtre utilisé. Ils peuvent être simples (opérateurs différentiels de premier ordre) tels que les opérateurs de Sobel, Roberts ou Prewitt, comme ils peuvent être plus complexes comme l'opérateur de Canny ou celui de Dérivée (Fjørtoft, 1999 ; Ziou and Tabbone, 1998).

La détection locale de contours consiste à balayer l'image avec une fenêtre et d'appliquer l'opérateur sur les pixels de la fenêtre. Des grandes valeurs traduisent des transitions entre régions et donc la présence de contours.

Les contours détectés peuvent contenir des fausses limites (Kermad et Chehdi, 1998). Ceci est dû au fait que les opérateurs utilisés sont sensibles aux variations spatiales brusques de l'image, qui peuvent provenir des contours, mais aussi du bruit, de la texture ou des différences d'éclairage (Fjørtoft, 1999). D'autre part, les contours détectés ne sont pas généralement connectés (Pal and Pal, 1993). Afin d'obtenir les limites fermées des régions, une étape de post-traitement est nécessaire pour faire des raccordements, prolongations et raffinements de ces contours.

2.5.4. Techniques de segmentation par modèles

Le principe de ces techniques est de modéliser les régions de l'image par des champs aléatoires, et de poser le problème de segmentation comme un problème d'optimisation statistique (Plataniotis and Venetsanopoulos, 2000). La plupart de ces techniques utilisent les modèles d'interaction spatiale tels que les champs aléatoires de Markov (Barker and Rayner, 2000) ou de Gibbs (Li, 2003) pour modéliser les images numériques.

Les techniques basées sur des modèles stochastiques sont adaptées aux images complexes et difficiles à discriminer par les autres techniques. Elles ne sont pas affectées par le bruit mais nécessitent d'énormes calculs (Pal and Pal, 1993).

2.5.5. Techniques de segmentation par modèles physiques

L'objectif des techniques physiques de segmentation est de segmenter une image aux limites d'objets et non aux contours des parties illuminées ou ombrées dans l'image (Cheng *et al.*, 2001). Pour cela, les algorithmes introduisent des modèles relatifs à l'interaction physique de la lumière avec les matériaux (Lucchese and Mitra, 2001).

Ces techniques ne diffèrent pas de celles déjà mentionnées (par régions, par contours...) dans les bases mathématiques utilisées, mais elles diffèrent dans les modèles de réflexion utilisées pour la segmentation des images. Les techniques peuvent être simples en s'intéressant à une ou deux classes de matériaux en présence d'une seule source de lumière, ou plus compliquées

dédiées à la segmentation d'images complexes. Elles intègrent des hypothèses définissant les classes de formes, les illuminations et les propriétés de matériaux (Bajcsy *et al.*, 1996).

Ces techniques physiques essaient de surpasser le problème d'identification des zones ombrées ou trop illuminées de l'image. Cependant, la segmentation est jusqu'ici limitée à déterminer les changements d'un ensemble restreint de matériaux dont les propriétés de réflexion sont bien connues et peuvent être modélisées correctement (Skarbek and Koschan, 1994).

2.5.6. Points importants

Plusieurs concepts ont été incorporés dans les approches précitées afin d'aboutir à une meilleure segmentation ; par exemple la logique floue (Moghaddamzadeh and Bourbakis, 1997), l'analyse multi-échelle (Bertolino, 1995 ; Baatz and Schäpe, 2000 ; Chen *et al.*, 2003) et les systèmes experts (Nazif and Levine, 1984).

Malgré le nombre important des techniques, la segmentation reste encore un sujet qui pose certains problèmes. A travers notre revue de littérature, nous avons pu faire certains constats :

- Un même algorithme ne peut pas être appliqué à tous les types d'images (Carleer *et al.*, 2005); ceci est dû au fait que les techniques de segmentation dépendent des spécificités de l'image à traiter (niveau de gris ou couleur, image d'intérieur ou d'extérieur, texturée ou non, bruitée ou non, etc.) ;
- L'application de différents algorithmes sur la même image donne des résultats différents; ceci est dû à la différence des fondements mathématiques et des hypothèses de base adoptés par chaque algorithme (Kermad and Chehdi, 2002) ;
- La plupart des algorithmes ont été élaborés pour les images monobandes. Le problème de la segmentation d'images couleurs, et multibandes en particulier, a reçu moins d'attention

de la communauté scientifique (Skarbek and Koschan, 1994 ; Plataniotis and Venetsanopoulos, 2000;) ;

- La plupart des techniques nécessitent l'introduction de paramètres, de constantes et/ou seuils. Ils sont généralement fixés sur la base de tests et d'expériences sur les images étudiées (Darwich *et al.*, 2003 ; Yuan and Bauer, 2006) ;
- L'application de ces techniques sur des images à THRS du milieu urbain donne des résultats non satisfaisants en comparaison avec une segmentation réalisée par un expert humain (Castilla, 2003 ; Mueller *et al.*, 2004).

Vu l'importance de la méthode de segmentation dans une analyse d'image basée objets, la recherche d'une méthode qui permet de respecter les caractéristiques spatiales des objets est d'une grande importance. La coopération entre différentes méthodes de segmentation semble être une solution intéressante.

2.5.7. Segmentation coopérative régions-contours

Dans une approche d'analyse d'image basée objets, la segmentation finale devrait être représentative de la structure de l'image. Les limites séparant les segments doivent correspondre à des discontinuités réelles entre les objets dans l'image (Castilla, 2003). Plusieurs chercheurs dans le domaine de la segmentation s'accordent pour affirmer que la coopération des segmentations par régions et par contours apporterait une meilleure prise en compte des caractéristiques de l'image et donc une meilleure segmentation (Pal and Pal, 1993 ; Bertolino and Montanvert, 1996 ; Cufi *et al.*, 2001 ; Muñoz *et al.*, 2003 ; Zhang, 2006). En effet, vu les inconvénients soulevés par la segmentation par région, l'intégration de l'information sur les contours contribue à définir avec plus de précisions les segments.

Dans la littérature, l'utilisation de la coopération entre les régions et les contours pour la segmentation d'image diffère d'un auteur à un autre. Cette différence se manifeste en deux points : de quelle manière les régions et les contours sont intégrés, et à quel niveau du

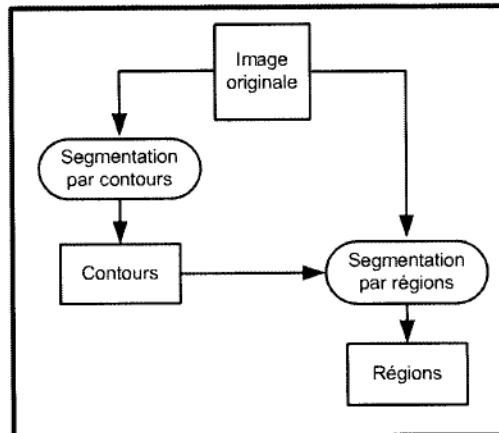
traitement cette intégration est réalisée. Ainsi, trois types de coopération peuvent être identifiés (Sebari et He, 2007) : la coopération séquentielle, la coopération des résultats et la coopération mutuelle.

Dans une coopération séquentielle (figure 2.3.a), l'une des techniques de segmentation (région ou contour) est réalisée en premier lieu. Son résultat va être exploité par l'autre technique pour renforcer la définition des critères ou des paramètres de la segmentation.

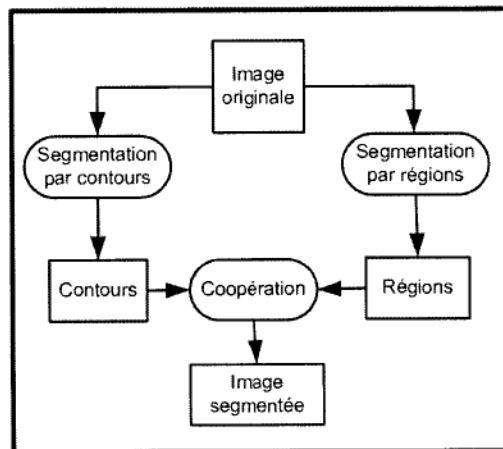
Pour la coopération des résultats (figure 2.3.b), les deux types de segmentations vont être réalisés indépendamment. La coopération va concerner leurs résultats qui vont être intégrés afin d'atteindre une meilleure segmentation.

Concernant la coopération mutuelle (figure 2.3.c), les deux techniques de segmentation vont s'exécuter en parallèle tout en échangeant mutuellement des informations. L'information échangée sert à aider la technique de segmentation à la prise de décision dans le cas d'absence ou de manque d'informations sûres.

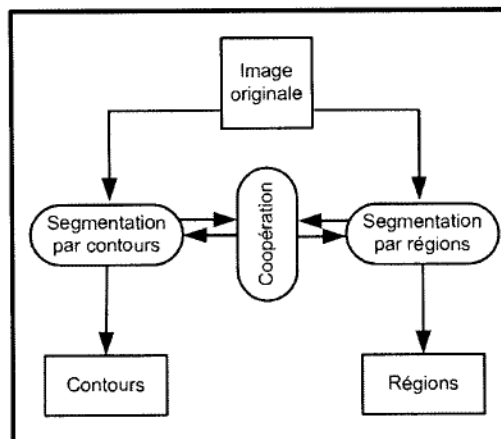
L'annexe A est consacrée à une description de ces types de coopération avec présentation des formes possibles de coopération entre les segmentations par régions et celles par contours. Le tableau 2.2 en présente un résumé.



(a) Coopération séquentielle



(b) Coopération des résultats



(c) Coopération mutuelle

Figure 2.3. Types de la segmentation coopérative

Tableau 2.2. Types et formes de coopération entre la segmentation par régions et la segmentation par contours

Coopération entre segmentations par régions et par contours	Types de coopération	Formes de coopération	Références
	Coopération séquentielle	Définition d'un critère additionnel de segmentation	Bonnin <i>et al.</i> (1995) ; Monga et Wrobel (1987) ; Mueller <i>et al.</i> (2004) ; Gambotto (1993) ; Bertolino and Montanvert (1996)
Ajustement des paramètres de segmentation		Muñoz <i>et al.</i> (2000) ; Pavlidis and Liow (1990)	
Élimination des faux segments		Nazif and Levine (1984) ; Fjørtoft <i>et al.</i> (1997)	
Placement des germes		Fan <i>et al.</i> (2001) ; Fuertes <i>et al.</i> (2000) ; Muñoz <i>et al.</i> (2000)	
Accélération du temps de traitement		Bonnin <i>et al.</i> (1995)	
Coopération des résultats	Complémentarité entre les segmentations	Ito <i>et al.</i> (1996) ; Zugaj and Lattuari (1998)	
	Consensus entre plusieurs segmentations	Cho and Meer (1997) ; Chu and Aggarwal (1993)	
	Ajout d'un critère additionnel aux résultats de segmentation	Saber and Tekalp (1998)	
	Ajustement des paramètres de segmentation	Kermad and Chehdi (2002)	
	Évaluation des résultats de segmentation	Cufi <i>et al.</i> (2001)	
Coopération mutuelle	Échange d'information en cas de difficulté de prise de décision	Salotti (1994)	
	Processus de décision intégrant plusieurs segmentations	Bellet <i>et al.</i> (1995) ; Nazif and Lévine (1984)	

2.6. Méthodes de classification

Indépendamment de l'approche d'analyse d'image adoptée, par pixels ou par objets, les méthodes de classification peuvent être groupées en méthodes de classification par attributs et méthodes de classification par connaissances. Dans ce qui suit, une brève présentation de ces différentes méthodes est donnée. La description détaillée des différentes méthodes de classification peut être trouvée dans Caloz et Collet (2001), Jensen (2005) ainsi que Richards et Jia (2006).

2.6.1. Méthodes de classification par attributs

Ces méthodes se basent sur les attributs de l'image (Campbell, 2007). Un attribut peut être la valeur spectrale, la texture, etc. Généralement, elles utilisent l'information spectrale de l'image. Elles sont les premières méthodes apparues. Elles sont aussi les plus fréquemment utilisées pour la classification des images satellitaires (Caloz et Pointet, 2003). Appelées également méthodes conventionnelles, elles peuvent être organisées en méthodes dirigées et méthodes non dirigées.

La première catégorie cherche à classer l'image selon des classes qui sont définies *a priori*. Elle utilise des sites d'entraînement qui correspondent à des zones de l'image représentatives de ces classes. Comme exemple de méthodes de cette catégorie, il y a la classification par maximum de vraisemblance et la classification par distance minimale (Caloz et Collet, 2001). La première considère la signature comme une distribution normale par bande spectrale. Les unités de traitement sont affectées à la classe dont la probabilité d'appartenance est élevée. La deuxième se base sur les distances spectrales entre les zones d'entraînement et les unités de traitements. Ces derniers sont affectés à la classe pour laquelle la distance est minimale.

Dans une classification non dirigée, les classes ne sont pas connues et aucune information sur le terrain n'est intégrée. Elle cherche à créer à partir de l'image des groupes spectralement similaires en se basant sur des critères statistiques. L'affectation des groupes aux classes est réalisée *a posteriori*. Les principaux algorithmes utilisés sont K-moyennes et Isodata (Jensen,

2005). Ils se basent sur un processus itératif qui cherche à repositionner des groupes spectralement homogènes dans l'espace multispectrale jusqu'à ce que le nombre maximal d'itérations ou une certaine séparabilité spectrale soit atteints.

Les méthodes de classification par attributs peuvent être aussi regroupées en méthodes paramétriques et non paramétriques. Les algorithmes de classification paramétriques supposent que les vecteurs des mesures observées pour chaque classe dans chaque bande ont une distribution normale (vecteurs gaussiens). C'est le cas du maximum de vraisemblance. Les algorithmes non paramétriques n'ont pas cette hypothèse. C'est l'exemple de l'algorithme de la distance minimale.

Avec la problématique de l'extraction des objets urbains à partir des images à THRS, les méthodes de classification par attributs sont d'une utilité limitée (Han *et al.*, 2005). Ceci est dû au fait qu'elles ne permettent pas de prendre en considération plusieurs et diverses informations et connaissances pour discriminer entre les classes d'objets.

2.6.2. Méthodes de classification basées connaissances

Les méthodes basées connaissances simulent le mécanisme de raisonnement humain (Tso and Mather, 2001). Elles permettent d'incorporer diverses connaissances dans la classification et par conséquent donner des résultats plus précis (Baltsavias, 2004). Les méthodes les plus utilisées sont les systèmes à base de règles, les réseaux de neurones et les arbres de décision. Une revue de littérature sur l'utilisation de ces méthodes en télédétection est donnée dans Goïta *et al.* (1994), Aggarwal *et al.* (1996), Crevier and Lepage (1997) et Baltavias (2004).

Les systèmes à base de règles entre dans le domaine des systèmes experts. Ils traduisent la connaissance par des règles de décision. Une règle indique quelle(s) action(s) à entreprendre ou quelle(s) conclusion(s) à tirer face à une situation donnée. Elle est souvent sous la forme Si *condition(s)* Alors *action(s)*. Ainsi, une classe d'objets peut être décrite par une ou plusieurs règles. Chaque règle peut intégrer un ou plusieurs types d'informations (spectral, géométrique, contextuel, etc.). La réponse à une règle de décision est donnée généralement avec un degré.

Ce degré peut être fixé par l'opérateur lors de la définition de la règle, ce qui peut apparaître parfois trop rigide (Voirin, 2004). L'utilisation des fonctions d'appartenance permet d'accorder un degré pour la réponse à la règle en fonction du degré de satisfaction des conditions de la règle.

Les méthodes de classification à base de règles nécessitent des règles efficaces pour la prise de décision. La formulation des règles à partir de la connaissance des experts n'est pas toujours évidente. La détermination des seuils des règles et d'éventuels poids est laissée en général à l'expérience de l'opérateur.

À l'opposé des systèmes à base de règles, les réseaux de neurones artificiels (RNA) ne nécessitent pas la formulation des règles et le choix des seuils. Ils sont automatiquement déterminés par le système lors de l'étape de l'apprentissage. Toutefois, ils ont besoin d'exemples d'entrée et de sortie pour s'entraîner. Les paramètres du réseau de neurones s'adaptent progressivement aux propriétés de la classe au fur et à mesure que des exemples lui sont fournis. La représentativité des exemples peut constituer un problème. La dépendance aux exemples d'apprentissage peut entraîner un système mal adapté au problème étudié. Après la phase d'apprentissage, le système agit en « boîte noire », il n'y a aucune information sur les règles de décision ni les caractéristiques des classes. En effet, dans le cas de résultats non satisfaisants, rien ne permet de s'orienter vers des solutions (Caloz et Collet, 2001). L'étape d'apprentissage est d'une grande importance. Elle est jugée longue et laborieuse. La configuration du réseau reste difficile (Jensen, 2005).

Dans une approche coopérative, les deux systèmes à base de règles et par réseaux de neurones peuvent être intégrés (Aggarwal *et al.*, 1996). Le système à base de règles est utilisé pour initialiser le RNA, et les règles de décision peuvent être extraites à partir du RNA entraîné. Dans une approche similaire, Cocquerez *et al.* (1997) ont adopté un système mixte composé d'un réseau de neurones et d'un système expert pour l'interprétation d'images aériennes. Ils ont ainsi exploité le RNA pour une détermination automatique des seuils des règles utilisées par le système expert. Mais, il reste qu'un RNA nécessite aussi des exemples d'entrée et de sortie.

Pour l'arbre de décision, il consiste en une série hiérarchique de décisions à prendre afin de déterminer la classe correcte. L'arbre de décision est constitué d'un certain nombre de nœuds de décision. Chaque nœud réalise une affectation à une classe ou groupe de classes. L'avantage des arbres de décision est qu'il est possible d'intégrer différentes sources de données, différents types d'attributs et même différents algorithmes peuvent être utilisés à chaque niveau de décision (Richards and Jia, 2006). Le choix de décisions pertinentes à chaque nœud est très important pour obtenir une classification précise. Dans le cas contraire, il peut y avoir une accumulation des erreurs et une difficulté pour la discrimination entre les sous catégories d'une même classe.

L'opération de l'extraction automatique d'objets à partir des images satellitaires est complexe. Elle nécessite l'intégration des connaissances qu'utilisent les experts pour l'interprétation. En effet, la connaissance joue un rôle important dans l'interprétation de ces images (Campbell, 2007). Elle peut être liée aux caractéristiques des objets (propriétés spectrales, géométriques, contextuelles, relations entre objets, etc.) ou concerne des informations *a priori* relatives à l'extraction (modèles d'objets, contraintes, hypothèses, etc.). Elle peut être des connaissances sur les données de travail (date et position du capteur pour l'analyse de l'ombre) (Baltsavias, 2004).

Avec l'analyse d'image basée objets, une multitude d'informations peuvent être utilisées. L'adoption d'une méthode de classification par connaissance semble donner la possibilité de prendre en compte et de bien gérer toutes ces informations et connaissances relatives à l'extraction. Cette prise en compte permettrait une meilleure discrimination entre les classes d'objets et donc une extraction plus efficace des objets.

2.6.3. Intégration de la logique floue dans les méthodes de classification

La classification des images satellitaires connaît des imprécisions qui proviennent de la nature de ces images et des cibles étudiées. En effet, les pixels des images satellitaires peuvent correspondre à plusieurs objets de natures différentes. Cette mixture cause une imprécision dans la classification de ces pixels. Avec les images à THRS, le problème est minimisé mais

persiste encore. D'autre part, les cibles étudiées peuvent présenter des réponses spectrales proches ou similaires. Le problème est plus accentué dans le milieu urbain. Plusieurs objets de différentes classes présentent les mêmes réponses spectrales. Ceci est dû à l'utilisation des mêmes matériaux de construction et/ou à la faible résolution spectrale des images. L'intégration de la logique floue dans la classification présente l'avantage de prendre en compte cette imprécision (Dubois *et al.*, 2003). Son principe est présenté en annexe B. Elle permet l'appartenance à plusieurs classes. De ce fait, elle représente mieux la complexité du problème étudié (Han *et al.*, 2005).

La logique floue fournit un cadre conceptuel pour résoudre les problèmes de représentation de connaissances et de classification dans des environnements complexes (Tso and Mather, 2001). Elle peut être intégrée dans les méthodes de classification conventionnelles ou par connaissance (Dubois *et al.*, 2003).

Dans le cas des méthodes dirigées, son intégration dans la méthode de maximum de vraisemblance, par exemple, concerne la détermination et l'utilisation des vecteurs de moyennes floues et des matrices de covariances floues. Cette intégration a été utilisée par Wang (1990) sur une image Landsat. Elle a permis d'identifier le contenu des pixels mélangés (*mixed*) et d'atteindre des résultats meilleurs que ceux obtenus par maximum de vraisemblance traditionnelle.

La méthode de maximum de vraisemblance a été intégrée par Shackelford et Davis (2003b) dans une approche hiérarchique floue pour la classification des images à THRS. Leur méthode part d'une classification par maximum de vraisemblance qui divise l'image en quatre ensembles de classes spectralement similaires : pelouse-arbre, route-bâtiment, eau-ombre et sol nu. Elle utilise l'information spectrale, l'information texturale (entropie) et l'information spatiale (longueur et largeur des groupes de pixels spectralement similaires). Les fonctions d'appartenance ont pu être générées par un réseau de neurones. Les données spectrales et d'entropie ont été représentées par des fonctions gaussiennes parce qu'elles ont une distribution normale. Après détermination des degrés d'appartenance des pixels à chacune des classes, l'opérateur flou maximum est utilisé pour une appartenance finale. L'application de

cette méthode sur des images Ikonos a donné une précision de classification supérieure de 10 % à celle par maximum de vraisemblance.

Dans le cas des méthodes non dirigées, Huet et Philipp (1998) ont intégré la logique floue avec la technique k du plus proche voisin pour l'interprétation d'images aériennes. Leur méthode utilise des fonctions potentielles qui peuvent être vues comme des degrés d'appartenance aux classes. Elle introduit un facteur échelle propre à chaque classe pour pondérer ces fonctions.

La logique floue est utilisée aussi dans des méthodes de classification à base de connaissances. Ainsi, avec un réseau de neurones artificiels, elle considère les données d'entraînement comme des ensembles flous. Elle permet ainsi de prendre en compte la mixture des pixels dans l'entraînement (Foody, 1997). Han *et al.* (2005) ont utilisé un réseau de neurones flou pour la classification d'une image Ikonos. Les poids, les données d'entraînement du réseau et les fonctions d'activation ont été considérés comme des ensembles flous. Les résultats atteints sont meilleurs comparativement à ceux obtenus par un réseau de neurones ou par maximum de vraisemblance.

Intégrée dans une classification à base de règles, la logique floue donne des règles de décision floues. La différence entre une règle classique et une règle floue est que la réponse à une règle floue est donnée avec un degré. Ce dernier traduit la satisfaction de cette règle (Tso and Mather, 2001). Dans une base de règles floues, l'application simultanée de plusieurs règles est permise. Un objet peut répondre favorablement à plusieurs règles avec différents degrés d'appartenance. La décision finale peut être prise en faveur de la règle à laquelle le degré d'appartenance est le plus grand.

Comme exemple d'utilisation, Grabisch (2001) a utilisé des règles floues pour extraire les zones urbaines, les surfaces d'eau et la forêt à partir des images satellitaires. Elles ont été formulées à partir de la connaissance des experts. Après son application et la détermination des degrés d'appartenance, chaque pixel est affecté temporairement à la classe de degré maximal. La décision d'affectation finale pour chaque pixel est prise en fonction des degrés

d'appartenance des pixels contenus dans une fenêtre autour du pixel étudié. La méthode ne nécessite pas une procédure d'apprentissage. Les auteurs précisent que l'application de cette méthode sur diverses images a été performante plus que des approches classiques telles que les réseaux de neurones et la méthode de plus proche voisin.

Melgani *et al.* (2000) ont proposé une classification floue d'images multispectrales en utilisant une base de règles floues. Des fonctions d'appartenance de distribution gaussiennes ont été utilisées. La classification est réalisée en utilisant l'opérateur flou minimum. La méthode a été appliquée sur des images Landsat. Sous une approche basée objets, Kressler *et al.* (2001) ont utilisé une base de règles floues pour la classification d'une image Ikonos. Les règles descriptives des classes consistent en un ensemble d'expressions floues permettant l'évaluation d'attributs spécifiques. Les objets sont affectés à la classe dont le degré d'appartenance est maximal.

2.7. Aspects importants

A travers notre revue de littérature, certains aspects sont jugés importants à tenir en compte dans un travail d'extraction automatique d'objets à partir des images à THRS. Ils concernent l'amélioration de la qualité des objets image et la recherche de solution automatique.

2.7.1. Amélioration de la qualité des objets image

Vu l'importance de la segmentation dans l'analyse d'image basée objets, la méthode à utiliser doit assurer une certaine qualité des objets image en terme de leur conformité avec la réalité. Le problème qui existe est que les segments créés ne sont pas toujours représentatifs des objets réels. Leurs limites respectives ne coïncident pas souvent (Fan *et al.*, 2001). Dans ce sens, le choix du critère de segmentation est très important parce qu'il contrôle les objets image créés. Généralement, il consiste en un critère d'homogénéité spectrale. Des améliorations proposées dans certains travaux ont cherché à redéfinir le critère d'homogénéité spectrale pour une meilleure prise en compte des différences spectrales (Guo *et al.*, 2007). L'intégration d'un critère d'homogénéité spatiale est aussi proposée (Batz and Schäpe, 2000). Il contrôle la forme

des limites des objets image. D'autres ont utilisé des critères d'homogénéité thématique (Zhan *et al.*, 2001). Ils proposent de créer les objets image à partir de la segmentation d'une image d'altitude et d'une image de NDVI. Leur idée est que des objets image dérivés d'une segmentation basée sur les attributs thématiques sont significatifs pour la classification et l'interprétation de l'image. L'intégration de l'information sur les contours contribue également à définir avec plus de précisions les objets image (Zhang, 2006 ; Muñoz *et al.*, 2003). Mueller *et al.* (2004) ont adopté une approche de segmentation coopérative. La coopération consiste en l'utilisation de l'information sur les contours pour guider une croissance de région. Leur méthode a été appliquée sur des images à THRS pour l'extraction de parcelles agricoles.

2.7.2. Recherche d'une solution automatique

Un des problèmes majeurs soulevés est que les méthodes proposées sont souvent basées sur des paramètres et des seuils à introduire et qui sont dépendants de l'image. Ceci fait que ces méthodes fonctionnent bien sur des zones tests, mais, présentent des problèmes une fois appliquées sur d'autres images (Walter, 2004). Ces paramètres sont généralement déterminés sur la base de tests. La recherche d'une solution automatisée ne nécessitant pas l'introduction des seuils et paramètres dans le cadre d'une analyse d'image basée objets requiert la recherche de méthodes automatisées au niveau de ces deux étapes, segmentation et classification.

Ainsi, dans l'étape de segmentation, certains travaux ont cherché d'abord à réduire le nombre de paramètres à introduire. Kermad et Chehdi (2002) proposent une méthode de segmentation qui repose sur une coopération régions et contours. Ils ont utilisé la méthode de croissance de région et le détecteur de contours de Deriche. La coopération est faite au niveau des résultats. Chaque méthode produit son propre résultat. Un mécanisme de correction et d'ajustement confronte les deux segmentations selon des règles de dualité. La méthode est itérative. Elle est initialisée par des sur-segmentations. Une évaluation de la cohérence des résultats intermédiaires est réalisée à la fin de chaque cycle à l'aide d'une mesure de dissimilarité. Elle prend en compte à la fois la détection et la topologie des contours et des frontières des régions. La méthode a été testée sur des images panchromatiques SPOT et aériennes de zones agricoles et forestières.

Pour l'étape de classification, et dans le cas de base de règles, une solution automatisée présente l'intérêt de permettre la généralisation des règles de décision sur d'autres images de différents types sans passer par la reformulation d'autres règles plus adaptées au nouveau contexte. Dans ce sens, certains travaux ont cherché à générer automatiquement les règles de décision. Toutefois, les propositions se basent sur des données d'entraînement.

Ainsi, dans une méthode proposée par Ishibuchi *et al.* (1992), l'utilisateur sélectionne les pixels d'entraînement et définit le type de la fonction d'appartenance et le nombre de classes (partitions) floues. Les règles floues sont ensuite extraites automatiquement selon les caractéristiques des données d'entraînement. Puissant *et al.*, (2006) utilisent un algorithme d'apprentissage dirigé symbolique C4.5 pour la génération des règles à partir de zones d'entraînement. Les réseaux de neurones ont été aussi utilisés pour la création automatique des règles de décision.

2.8. Conclusion partielle

L'adoption d'une approche d'analyse d'image basée objets pour l'extraction d'information géographique à partir des images à THRS semble être intéressante. Le fait que ces unités de traitement sont des groupes de pixels est d'un grand apport. Plusieurs types d'informations peuvent être définis. Leur exploitation par une méthode de classification adaptée permet de contribuer à la discrimination entre les différentes classes et par conséquent à l'amélioration de la qualité de l'extraction de l'information.

Le choix d'une méthode de segmentation dépend du but recherché. La performance d'une technique dans un domaine ne traduit pas nécessairement sa performance dans tous les domaines. Dans le contexte de l'analyse d'image basée objets et pour la création des objets image, la méthode de segmentation à retenir devrait permettre la création de segments homogènes, fermés et représentatifs des objets réels figurant sur l'image.

L'extraction automatique d'objets à partir des images satellitaires est une opération complexe. Elle nécessite l'intégration des connaissances des experts. Avec l'analyse d'image basée

objets, une multitude d'informations peuvent être utilisées. L'adoption d'une méthode de classification par connaissance semble donner la possibilité de prendre en compte toutes ces informations et connaissances relatives à l'extraction. L'intégration de la logique floue à ce niveau va permettre de gérer les imprécisions existantes. Cette prise en compte contribuera à une meilleure discrimination entre les classes d'objets et donc une extraction plus efficace des objets.

C'est dans ce cadre que nous proposons une nouvelle approche pour l'extraction automatique des objets urbains à partir des images à THRS. Elle se base sur une analyse d'image basée objets. L'approche de segmentation proposée est coopérative, non paramétrée et automatique. La classification est assurée par une base de règles floues dont les paramètres sont déterminés automatiquement. Le chapitre suivant présente en détail la méthodologie proposée.

3. Développements méthodologiques

3.1. Méthodologie générale

Dans le but d'étudier le potentiel des images satellitaires à THRS pour l'extraction de l'information géographique, nous avons développé une nouvelle approche pour une extraction automatique des objets urbains. Elle exploite l'image satellitaire à THRS avec ses bandes panchromatique et multispectrales. Elle repose sur une analyse d'image basée objets ; elle est constituée de deux étapes principales : segmentation et classification par base de règles. Elle n'intègre pas de données auxiliaires ; elle exploite uniquement l'image multispectrale à étudier. Elle est automatique ; elle ne requiert pas l'intervention d'un opérateur. Elle est non paramétrée ; les paramètres et les seuils nécessaires le long du processus d'extraction sont déterminés automatiquement. Elle intègre la logique floue ; les objets sont extraits avec une information sur leur précision et leur certitude.

L'intérêt de développer une telle approche est multiple. D'abord, l'automatisation de l'extraction des informations à partir de l'image à THRS est d'une utilité pour les décideurs et les gestionnaires du milieu urbain. D'autre part, le fait que l'approche ne requiert pas de données auxiliaires est avantageux vu que l'acquisition des données auxiliaires (données cartographiques par exemple) n'est pas toujours possible en raison de leur non disponibilité ou de leur coût élevé. En outre, durant le processus d'extraction, aucun paramètre ni seuil n'est exigé. Ils sont déterminés automatiquement et s'adaptent en fonction de l'image étudiée. Un utilisateur non expert peut donc utiliser cette approche. Enfin, l'information sur la précision et la certitude des objets extraits permettra à l'utilisateur final de juger sur leur qualité en fonction de ses besoins et de ses objectifs. Les objets extraits sont présentés en couches vectorielles numériques avec une base de données descriptives.

La démarche suivie dans notre travail est constituée de deux phases : (1) la modélisation de la connaissance relative à l'extraction des objets et (2) le développement d'une approche pour l'extraction automatique des objets à partir des images à THRS. La figure 3.1 présente

globalement ces deux phases. Des organigrammes plus détaillés descriptifs de chaque étape sont fournis le long de ce chapitre.

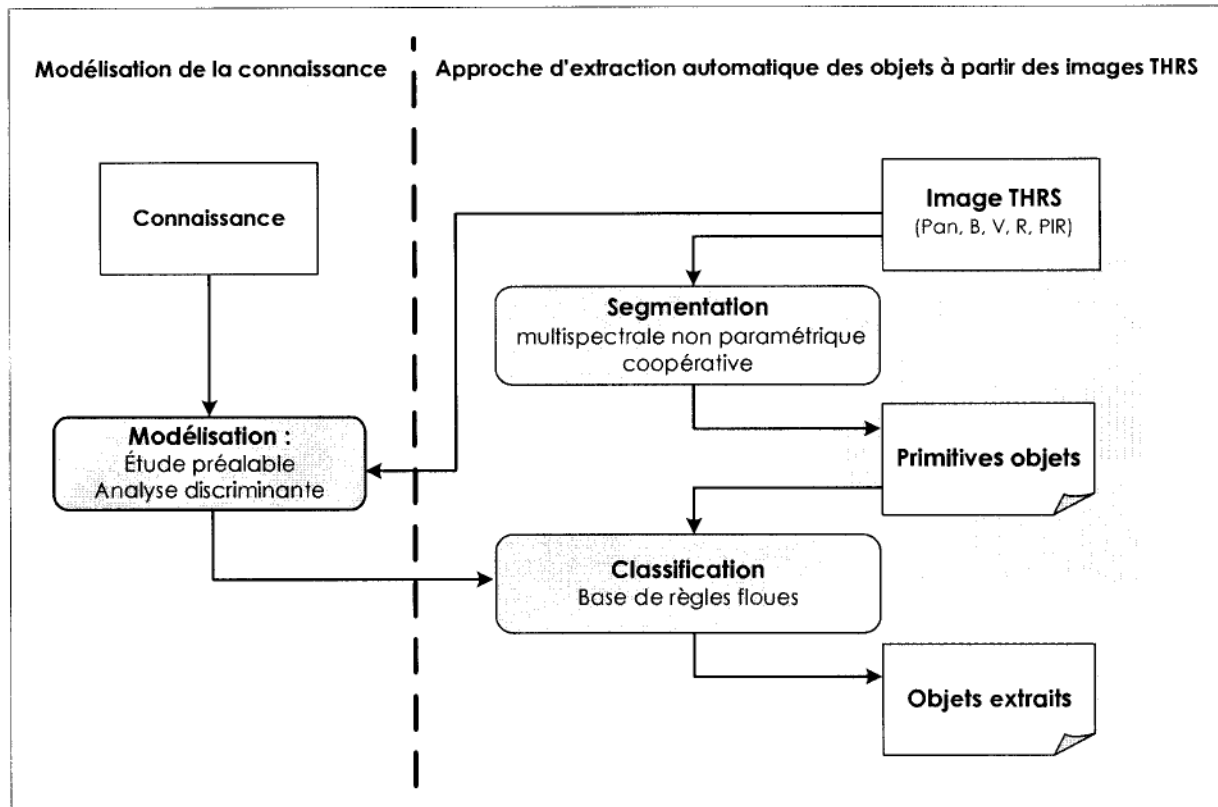


Figure 3.1. Grandes étapes de la démarche conceptuelle

Le but de la première phase est de modéliser la connaissance liée à l'extraction des objets. La connaissance exploitée est basée sur celle qu'utilise un expert humain pour interpréter une image satellitaire à THRS. La modélisation est réalisée dans le but de définir les règles que l'approche d'extraction automatique va utiliser. Elle consiste en deux phases principales: l'étude préalable des objets d'intérêt et l'analyse discriminante des propriétés descriptives de ces objets.

Le principe de l'approche d'extraction automatique des objets repose sur une analyse d'image basée objets. Elle est constituée de deux étapes: passage des pixels aux primitives des objets

en utilisant une nouvelle approche de segmentation, et passage des primitives aux objets finaux en utilisant une base de règles floues.

Dans le présent chapitre, nous présentons notre démarche suivie pour le développement de l'approche proposée. Il est organisé en trois parties : la modélisation de la connaissance, le développement de l'approche automatique d'extraction des objets et la présentation des outils d'évaluation adoptés.

3.2. Modélisation de la base de connaissance

Le but de cette partie est de modéliser la connaissance qu'un expert utilise pour pouvoir identifier et extraire certains objets urbains. Elle est réalisée en deux étapes : l'étude préalable et l'analyse discriminante (figure 3.2).

L'étude préalable a pour but de cibler les objets d'intérêt, d'établir une description de ces objets selon la connaissance d'un interprète humain et de définir des attributs quantifiables qui peuvent être associés à cette description.

L'étape d'analyse discriminante a pour objectif de déterminer le pouvoir discriminant des attributs définis dans l'étape précédente. Elle cherche à étudier chaque attribut afin de définir comment il peut être discriminant de la propriété qu'il cherche à décrire. Cette étape passe par une étude de la formulation mathématique des attributs et par la définition des seuils associés.

Le résultat de ces deux étapes sera exploité lors de la création de la base des règles dédiée pour l'extraction.

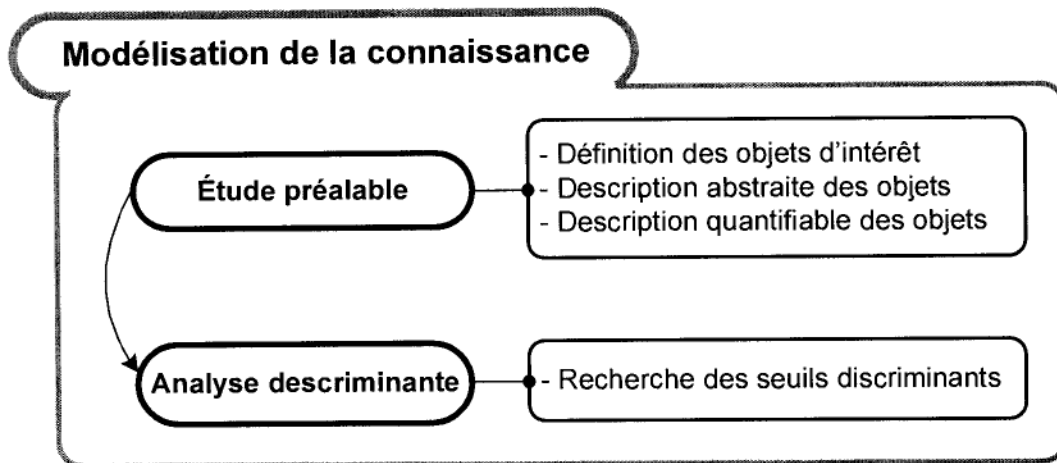


Figure 3.2. Étapes de la modélisation de la connaissance

3.2.1. Étude préalable

Avant d'entamer les traitements et les analyses sur l'image, une étude préalable sur les objets d'intérêt est réalisée. Le but de cette étude est de regrouper les connaissances nécessaires et utiles pour l'extraction des objets à partir des images à THRS. Elle est constituée de quatre étapes :

- 1) Définir les objets d'intérêt en ciblant les objets cartographiques susceptibles d'être extraits à partir d'une image à THRS du milieu urbain ;
- 2) Regrouper la connaissance qu'utilise un photo-interprète pour la description de ces objets ;
- 3) Reformuler cette description en utilisant des attributs quantifiables ;
- 4) Procéder à une analyse du pouvoir discriminant de ces attributs.

3.2.1.1. Choix des objets d'intérêt

Vu la multitude des objets existants dans une image à THRS du milieu urbain, il fallait cerner notre étude en ciblant les plus pertinents. Comme le but ultime de notre projet de recherche est la cartographie du milieu urbain, nous avons donc eu recours aux bases de données géographiques pour définir ces objets. Ainsi, les documents suivants ont été consultés : la

BDG de la ville de Sherbrooke (échelle 1/10 000) ainsi que la BDTQ (Base de Données Topographiques du Québec) (échelle 1/ 20 000), la carte topographique de la ville de Rabat (Maroc) à l'échelle de 1/10 000.

Les grandes classes d'occupation du sol urbain ont été retenues: la végétation, l'hydrographie et le sol nu comme classes d'objets naturels, la voirie et le bâti comme classes d'objets anthropiques. Pour chacune de ces classes, des sous classes ont été identifiées en se basant sur deux critères : d'une part, il faut que la sous classe soit présente dans les BDG consultées et d'autre part, il faut que les objets de cette sous classe soient susceptibles d'être extraits à partir d'une image à THRS.

Le résultat de cette étude préalable est dressé dans le tableau 3.1 qui donne une liste hiérarchique catégorisant les objets urbains d'intérêt selon trois niveaux. Le niveau I définit les deux catégories de classes, les classes naturelles et celles anthropiques. Le niveau II représente les principales classes choisies dans chacune de ces catégories. Le niveau III subdivise les classes du niveau II en se basant sur les deux critères cités ci-haut.

Tableau 3.1. Classes d'objets retenues dans notre étude

Niveau I	Niveau II	Niveau III
Classes naturelles	Végétation	Pelouse Forêt Arbre isolé
	Sol nu	Sol nu
	Hydrographie	Rivière Lac
Classes anthropiques	Voirie	Route Lot de stationnement
	Bâtiment	Bâtiment

3.2.1.2. Description des objets à extraire

Lors de cette étape, la connaissance qu'utilise un photo-interprète pour décrire les objets retenus est regroupée. La description est réalisée selon le principe de photo-interprétation (Paine and Kiser, 2003; Campbell, 2007 ; Provencher et Dubois, 2007). Cinq clés ont été exploitées à savoir : la taille, la forme, l'ombre, la couleur et la texture. Pour la clé couleur, elle a été remplacée par la réponse spectrale pour profiter de l'information spectrale contenue dans les images satellitaires. La clé ombre a été utilisée pour indiquer si l'objet génère l'ombre et donc il est un objet élevé. Ainsi, des descriptions ont été formulées pour chaque objet retenu. Par exemple, les descriptions des objets bâtiment, route et pelouse sont formulées comme suit :

***Bâtiment** : objet dont la réponse spectrale est différente de celles de végétation et de l'eau. Sa forme est généralement compacte, et il pourrait produire de l'ombre.*

***Route** : objet dont la réponse spectrale est différente de celles de végétation et de l'eau. Sa forme est généralement allongée. Il ne produit pas de l'ombre, et pourrait contenir des voitures.*

***Pelouse** : objet dont la réponse spectrale est celle de végétation. Il n'est pas fortement texturé et ne produit pas de l'ombre.*

Le tableau 3.2 regroupe l'ensemble des descriptions formulées.

Tableau 3.2. Description des objets des classes retenues

Objets		Propriétés descriptives					
		Réponse spectrale (RS)	Texture	Taille	Forme	Élévation	Autres
Végétation	Arbre isolé	RS de végétation	Forte	Petite	Compacte	Objet élevé	
	Forêt	RS de végétation	Forte	Large		Objet élevé	
	Pelouse	RS de végétation	Faible			Non élevé	
	Sol nu	RS de sol nu				Non élevé	
Hydrographie	Lac	RS de l'eau		Large	Compacte		
	Rivière	RS de l'eau		Large	Allongée		
Voirie	Route	≠ RS de végétation ≠ RS de l'eau			Allongée	Non élevé	Présence de voitures
	Lot de stationnement	≠ RS de végétation ≠ RS de l'eau		Large		Non élevé	Présence de voitures
Bâtiment	Bâtiment	≠ RS de végétation ≠ RS de l'eau			Compacte	Objet élevé	

3.2.1.3. Traduction en attributs quantifiables

Pour pouvoir exploiter la description faite par photo-interprétation, un attribut quantifiable est associé à chaque propriété abstraite. Un attribut quantifiable est un attribut qui a une définition mathématique. Le choix des attributs est basé sur ceux utilisés dans la littérature. Une étude de représentativité est conduite dans le but de vérifier la relation entre les attributs choisis et les propriétés associées. Le tableau 3.3 présente les attributs adoptés pour chacune des propriétés abstraites. Ils sont groupés selon quatre catégories : attributs spectraux, attributs texturaux, attributs géométriques et attributs contextuelles.

Tableau 3.3. Correspondance propriétés abstraites – attributs quantifiables

Propriété abstraite	Attribut quantifiable	
Végétation	Indice Normalisé de végétation (NDVI)	Attributs spectraux
Ombre	Indice de brillance	
Eau	Réponse spectrale dans Proche infrarouge (PIR)	
Texture	Indice d'homogénéité	Attributs texturaux
Forme allongée	Indice d'élongation	Attributs géométriques
Forme compacte	Indice de compacité	
Forme convexe	Indice de convexité	
Taille large	Superficie	
Objet voisin	Adjacence	Attributs contextuels
Objet contient	Inclusion	
Direction entre objets	Azimut	

a. Attributs spectraux :

Ils sont basés sur les valeurs spectrales des pixels dans les différentes bandes de l'image multispectrale. Ils sont utilisés pour caractériser les objets végétation, sol nu, eau et ombre.

Indice de végétation normalisé (NDVI) : Il est très utilisé pour la discrimination des objets de type végétation (Bannari *et al.*, 1997). Il a été retenu pour caractériser spectralement les objets végétation et sol nu.

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad (3.1)$$

avec, R et PIR sont les réponses spectrales dans les bandes rouge et proche-infrarouge respectivement.

Réponse spectrale dans la bande du proche-infrarouge : elle est adoptée pour caractériser les objets de la classe eau. En effet, l'eau a de faibles valeurs radiométriques dans la bande proche infrarouge (Bonneton, 2002).

Indice de brillance : il est utilisé afin de caractériser la propriété ombre. Il est défini comme suit (Nagao and Matsuyama, 1980):

$$I_{br} = \frac{1}{6}(B + V + 2R + 2PIR) \quad (3.2)$$

B, V, R et PIR sont les valeurs spectrales dans les bandes bleu, vert, rouge et proche-infrarouge. I_{br} prend des valeurs allant de 0 à 2^n , n étant la résolution radiométrique. Puisque les pixels d'ombre reflètent les faibles valeurs spectrales dans toutes les bandes, leur indice de brillance prendra par conséquent de faibles valeurs par rapport aux autres pixels.

b. Attributs texturaux :

Un certain nombre d'indices de texture a été étudié pour qualifier les objets de forte texture tels que les arbres. L'indice de texture retenu est celui de l'homogénéité (Jensen, 2005):

$$HOM = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \frac{1}{1 + (i - j)^2} \cdot h_c(i, j) \quad (3.3)$$

où, $h_c(i,j)$ correspond à la valeur dans la matrice de co-occurrence des pixels de coordonnées i et j . n étant le nombre de niveaux de gris.

c. Attributs géométriques :

Les attributs géométriques regroupent les attributs de forme et les attributs de taille (Rosin, 2003 ; Xia, 1996). Pour les attributs de forme, les indices retenus sont : indice d'élongation, indice de compacité et indice de convexité. Les attributs de taille utilisés sont la superficie et le périmètre. Pour définir ces attributs, des géométries relatives à l'objet ont été exploitées (contour extérieur et polygone englobant). Elles sont illustrées dans la figure 3.3.

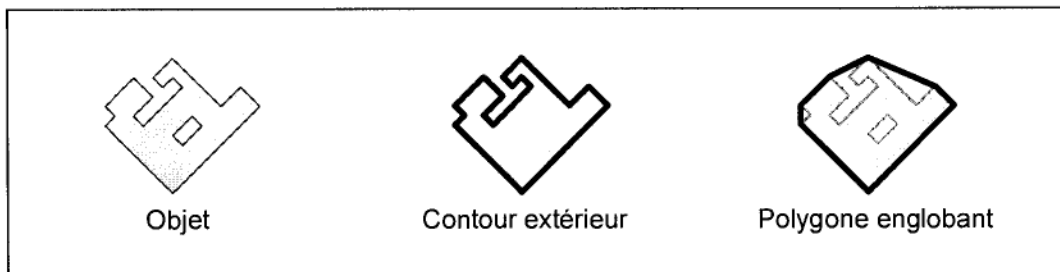


Figure 3.3. Géométries utilisées

Superficie : La superficie de l'objet est utilisée pour caractériser les objets larges.

Indice d'élongation : Il est en fonction de la surface et du périmètre du contour extérieur de l'objet. Il prend des valeurs entre 0 et 1. De faibles valeurs de cet indice caractérisent des formes allongées. Il est défini comme suit :

$$I_{elongation} = \frac{4 \cdot \pi \cdot S}{P^2} \quad (3.4)$$

Où, S et P sont la superficie et le périmètre du contour extérieur. Le calcul de cet indice est fait par rapport au contour extérieur parce qu'il est utilisé spécialement pour caractériser les objets routes. Comme ces derniers contiennent des objets à l'intérieur (voitures par exemple), le calcul avec la surface et le périmètre du contour extérieur est plus approprié.

Indice de compacité : L'indice de compacité adopté est le suivant :

$$I_{compacité} = \frac{4 \cdot \pi \cdot S_{eng}}{P_{eng}^2} \quad (3.5)$$

Où, S_{eng} et P_{eng} sont la superficie et le périmètre du polygone englobant. L'indice prend des valeurs allant de 0 à 1. Plus la valeur de l'indice s'approche de 1, plus compacte est la forme de l'objet. Un objet de forme allongée a une compacité faible, tandis qu'un objet carré a une compacité plus élevée. La géométrie du polygone englobant a été adoptée pour ne pas tenir en compte des objets à l'intérieur et des irrégularités de la forme de l'objet.

Forme convexe : la définition de cette propriété se base sur le polygone englobant l'objet. La comparaison de la superficie de l'objet avec celle du polygone englobant permet de renseigner si la forme de l'objet est convexe. Cet attribut est adopté pour décrire les objets « lots de stationnement ». Ces deniers à cause de la présence des voitures présentent de faibles valeurs de cet indice. L'indice de convexité est défini comme suit :

$$I_{convexité} = \frac{S}{S_{eng}} \quad (3.6)$$

S est la superficie de l'objet et S_{eng} est la superficie du polygone englobant.

$I_{convexité}$ prend des valeurs allant de 0 à 1. Plus la forme de l'objet est convexe, plus petite est la valeur de l'indice.

d. Attributs contextuels :

Ils définissent les relations spatiales entre objets. Ils ont été associés aux propriétés « objet voisin », « objet contient » et « direction ».

Adjacence : cet attribut détermine les objets voisins qui partagent une partie de leurs limites. L'utilisation de la topologie géométrique permet de la définir.

Inclusion : c'est une relation topologique adoptée pour définir la relation entre un objet situé à l'intérieur d'un autre. Elle est exploitée pour définir la relation entre les voitures et les routes.

Azimut : il indique pour un objet, la position de l'un de ses objets voisins par rapport au Nord (figure 3.4). Il est calculé comme suit :

$$Az_{12} = \arctg \left(\frac{X_2 - X_1}{Y_2 - Y_1} \right) \quad (3.7)$$

où, (X_1, Y_1) les coordonnées du centroïde de l'objet 1 et (X_2, Y_2) les coordonnées du centroïde de l'objet 2. Cet attribut est défini spécialement pour contribuer à caractériser les objets élevés. En effet, un objet élevé est un objet adjacent à un objet ombre dans la direction du soleil.

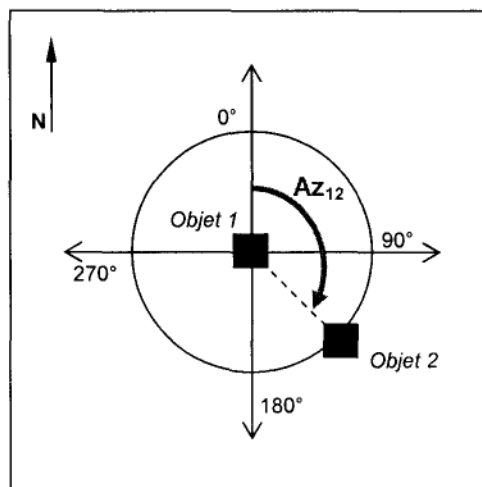


Figure 3.4. Principe de calcul d'azimut entre deux objets

3.2.2. Analyse du pouvoir discriminant des attributs

Cette analyse vise à étudier le pouvoir discriminant des différents attributs quantifiables. Elle cherche à associer à chaque attribut un seuil par rapport auquel l'attribut caractérise la propriété abstraite qu'il décrit. Pour cela, l'analyse consiste à étudier d'abord la formulation mathématique et la variabilité de chaque attribut. Par la suite, deux démarches ont été suivies pour définir les seuils discriminants des attributs, dépendamment si l'attribut étudié est dépendant ou indépendant de l'image à analyser.

Pour les attributs indépendants de l'image, les seuils sont déterminés sur la base de leur utilisation dans la littérature et sur étude par tests. Ainsi, pour les attributs de forme (indice d'élongation, indice de compacité, indice de convexité), les seuils sont définis sur la base de l'étude de la variabilité des indices par rapport à des variations dans les formes à discriminer. Pour l'indice de végétation NDVI et l'indice d'homogénéité texturale, les seuils ont été fixés par rapport à des valeurs de ces indices données dans des travaux de la littérature. Les tests consistaient à appliquer différentes valeurs sur différentes images et vérifier leur discrimination des propriétés étudiées. Le tableau 3.4 regroupe les seuils définis pour chaque attribut.

Pour les attributs dépendants de l'image, une méthodologie est proposée pour une définition automatique du seuil discriminant de la propriété abstraite. Les attributs concernés sont l'indice de brillance (propriété ombre) et la superficie (propriété large). La méthodologie se base sur la détection du seuil à partir de l'histogramme de fréquences des valeurs. Elle est spécifique à chaque propriété. Elle est présentée dans la section suivante.

Tableau 3.4. Seuils définis pour les attributs quantifiables

Attribut	Seuil	Propriété
Indice Normalisé de végétation (NDVI)	$NDVI > 0,5$	Réponse spectrale de végétation
Indice Normalisé de végétation (NDVI)	$0 < NDVI < 0,2$	Réponse spectrale du sol
Réponse spectrale dans Proche infrarouge (PIR)	$PIR < 10$	Réponse spectrale de l'eau
Indice d'homogénéité texturale	$HOM < 50$	Texture forte
Indice d'élongation	$I_{\text{élongation}} < 0,2$	Forme allongée
Indice de compacité	$I_{\text{compacité}} > 0,5$	Forme compacte
Indice de convexité	$I_{\text{convexité}} > 0,5$	Forme convexe

3.2.2.1. Détermination automatique des seuils discriminants

a. Seuil de l'indice de brillance

Rappelons que l'indice de brillance est utilisé pour discriminer la propriété ombre. La méthodologie pour la détermination du seuil se base sur l'histogramme des fréquences des valeurs de l'indice dans l'image étudiée. Le seuil est choisi comme la première vallée de l'histogramme de fréquences de cet indice (figure 3.5).

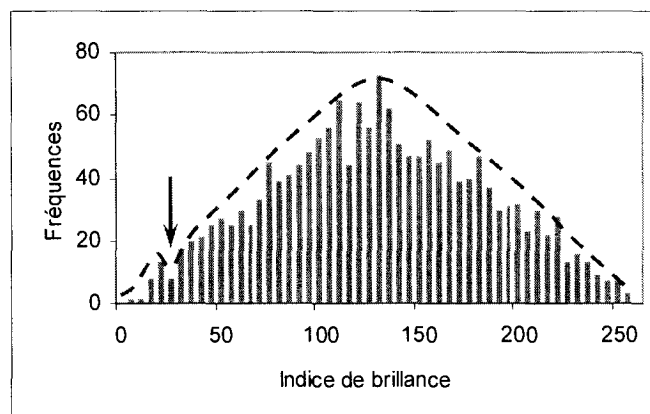


Figure 3.5. Principe de détermination du seuil de l'indice de brillance discriminant l'ombre

Ceci est justifié par le fait que les zones d'ombre dans une image présentent de faibles valeurs spectrales dans les quatre bandes. Nous considérons donc que, pour une image du milieu urbain, et sur l'histogramme de fréquence des valeurs de l'indice de brillance, le premier pic correspond aux zones d'ombre. Ainsi, le seuil choisi correspond à la première vallée de cet histogramme.

L'extraction automatique du seuil de l'indice de brillance est réalisée en appliquant un algorithme dont le principe est le suivant :

- 1) Chercher la valeur correspondante au premier pic (première valeur maximale) :
- 2) Chercher la valeur du seuil qui satisfait les critères suivants :
 - Sa valeur de l'indice est supérieure à celle du premier pic ;
 - Elle est comprise entre deux valeurs dont leurs fréquences sont supérieures à la fréquence correspondante à cette valeur.

b. Seuil de l'indice de superficie

Cet indice est utilisé pour décrire un objet de grande taille. La définition du seuil part du fait que sur une image du milieu urbain, il y a plus d'objets de petites et moyennes tailles que d'objets de grandes tailles. Ainsi, sur l'histogramme de fréquences des valeurs de superficie des objets d'une image, le seuil est choisi comme indiqué sur la figure 3.6. Le premier pic correspond aux objets de petites tailles.

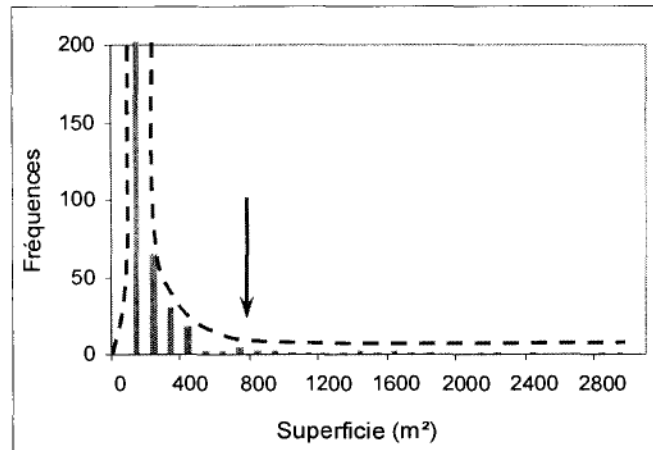


Figure 3.6. Principe de détection automatique du seuil de l'indice de superficie discriminant des objets de taille large

L'extraction automatique du seuil de l'indice de superficie est réalisée en appliquant un algorithme qui cherche sur l'histogramme la valeur correspondant au point le plus éloigné de la droite joignant le grand pic et la valeur maximale. Le détail de cet algorithme est donné dans la partie « *Détection automatique de la vallée de l'histogramme* » à la page 67).

3.2.2.2. Remarque

L'ensemble des seuils définis est exploité dans l'étape de la création de la base des règles d'extraction des objets. L'adoption de la logique floue dans la formulation des règles permettra de diminuer l'imprécision liée à la méthodologie suivie pour la détermination des seuils.

3.3. Approche d'extraction automatique des objets à partir des images à THRS

L'approche proposée d'extraction automatique des objets à partir des images à THRS est une approche basée objets. Elle utilise deux notions : objet image et primitive d'objet. Dans notre travail, l'objet image est la correspondance dans l'image étudiée d'un objet du monde réel (bâtiment, parcelle, route, etc.). La primitive d'objet correspond à un état intermédiaire entre le pixel et l'objet à extraire. La prise en compte de cette notion dans l'approche est justifiée par le fait qu'un objet réel peut être constitué de plusieurs parties (un bâtiment par exemple peut

présenter deux toitures de différentes orientations, cheminée, système d'aération, etc.). Par conséquent, un objet image peut être constitué d'une ou de plusieurs primitives. Une primitive d'objet est constituée d'un groupe de pixels adjacents ayant une certaine homogénéité (figure 3.7). Elle constitue l'unité élémentaire de base pour les traitements. L'utilisation de la notion de primitive d'objet va nous permettre de profiter de certaines propriétés additionnelles non offertes par les pixels individuels.

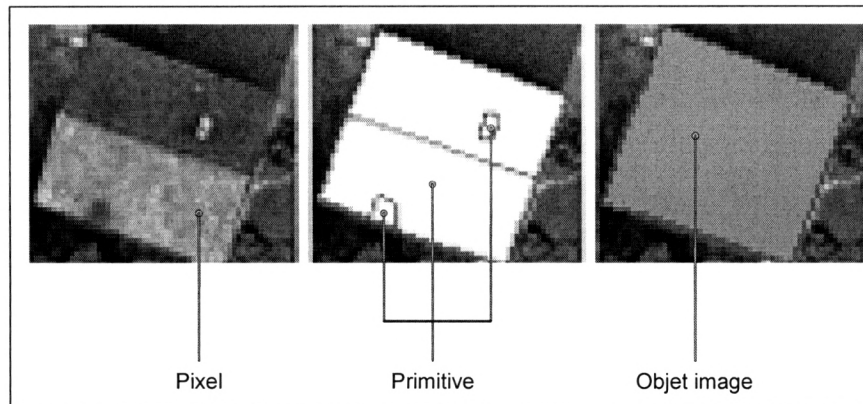


Figure 3.7. Notions de primitive d'objet et d'objet image

Ainsi, l'approche proposée est constituée de deux grandes étapes : passage des pixels aux primitives d'objets et passage des primitives aux objets image. Le premier passage est réalisé à travers une segmentation. Dans ce sens, une nouvelle approche de segmentation est proposée. Elle est présentée en détail dans la section 3.4.1. Le deuxième passage est réalisé par application d'une base de règles floues décrite dans la section 3.4.2. La figure 3.8 présente l'organigramme général de l'approche proposée pour l'extraction automatique des objets à partir des images à THRS.

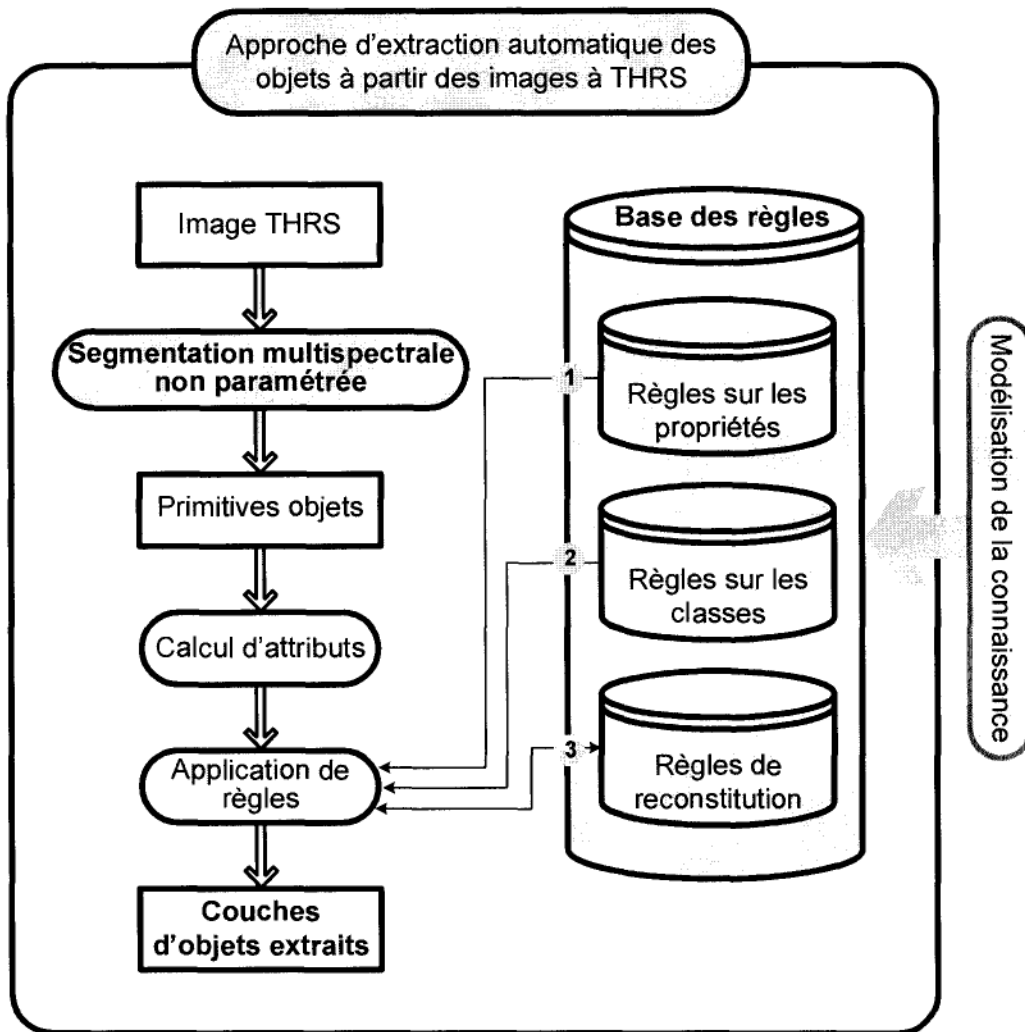


Figure 3.8. Organigramme général de l'approche proposée pour l'extraction automatique des objets à partir des images à THRS

3.3.1. Passage des pixels aux primitives

La création des primitives à partir des pixels est réalisée en utilisant la technique de segmentation. D'après notre revue de littérature, l'approche de segmentation par coopération régions-contours semble être adéquate pour la prise en compte des différentes entités spatiales de l'image (cf 2.5.7.). Ces dernières années, des travaux ayant adopté cette approche ont proposé des combinaisons des techniques de segmentation par régions et celles par contours. Toutefois, elles nécessitent des paramètres à introduire ce qui ne convient pas pour notre

travail. Nous cherchons à proposer une solution efficace et qui ne nécessite aucune donnée d'entrée. Pour réaliser notre objectif, une nouvelle approche de segmentation multispectrale coopérative régions-contours, non paramétrée et automatique est proposée. Elle se base sur la coopération entre une segmentation par croissance de région et une segmentation par contours. Elle utilise un critère d'homogénéité spectrale dont le seuil est déterminé d'une manière automatique. Ce seuil est adaptatif c'est-à-dire variable en fonction de l'objet à segmenter. La figure 3.9 présente l'organigramme des différentes étapes de l'approche de segmentation proposée.

3.3.1.1. Description détaillée de la nouvelle approche de segmentation proposée

a. Segmentation par coopération régions-contours

La segmentation proposée repose sur une coopération entre une segmentation multispectrale par croissance de région et une segmentation par contours. Notre choix pour la segmentation par croissance de région est justifié d'une part par la souplesse d'utilisation de cette technique par rapport aux autres techniques et d'autre part par la qualité des résultats qu'elle permet d'atteindre (Caloz et Pointet, 2003). L'information sur les contours renseigne plus précisément sur les vraies limites des objets. Par conséquent, le fait d'intégrer cette information dans le processus de croissance des régions va permettre d'obtenir des segments qui s'approchent le plus possible des objets réels.

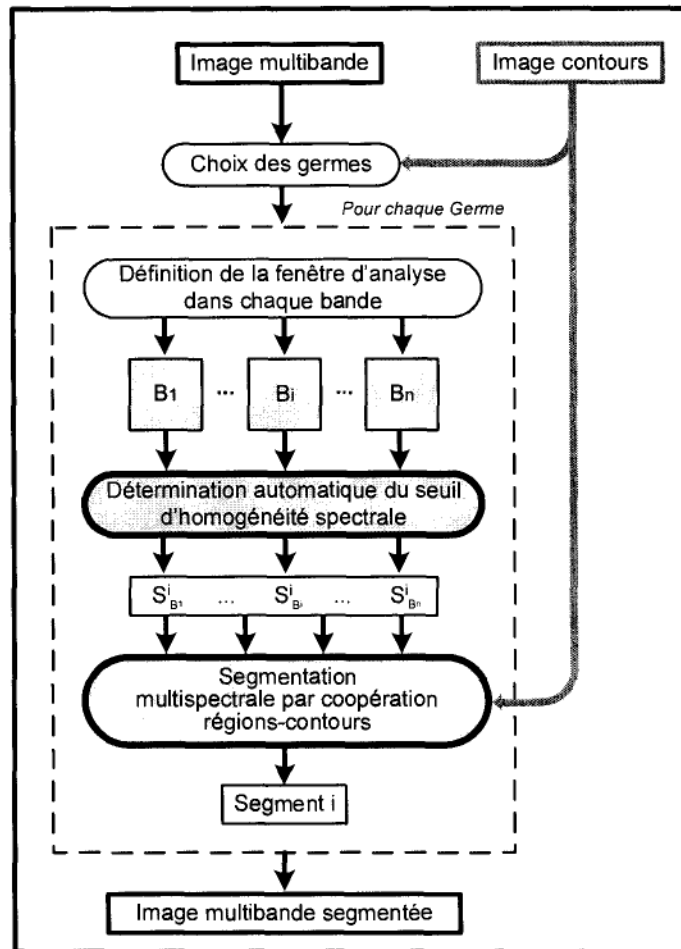


Figure 3.9. Organigramme général de l'approche de segmentation proposée

Pour l'information sur les contours, une méthodologie est proposée pour sa création à partir de l'image panchromatique. Elle est présentée dans la section (4.2.1.1.). À mentionner que l'information sur les contours peut être obtenue par une autre méthode. La principale caractéristique de celle proposée est qu'elle est non paramétrée et qu'elle détecte principalement les limites des objets et évite les contours émanant des zones texturées.

La coopération régions-contours adoptée est de type séquentiel (figure 3.10). Ainsi, l'information sur les contours des objets de l'image est d'abord créée. Elle est exploitée par la suite par la segmentation multispectrale par croissance de région comme critère additionnel

dans les décisions. Elle est intégrée à deux niveaux : dans le choix des germes de la segmentation, et dans la définition du critère de segmentation.

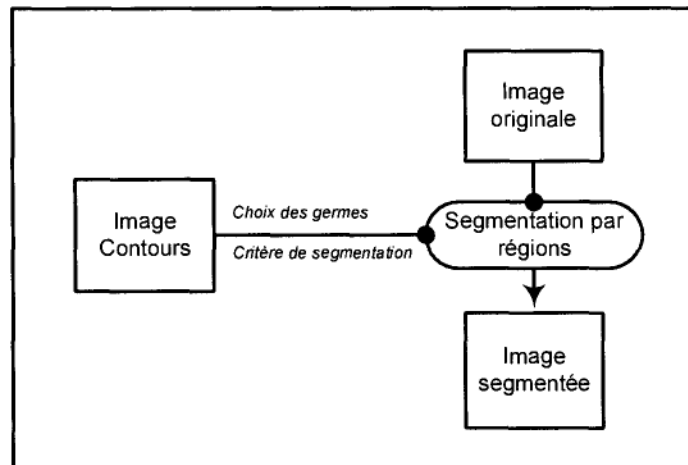


Figure 3.10. Segmentation coopérative séquentielle régions-contours

b. Choix des germes

Les germes sont les pixels de départ dans l'algorithme de croissance de régions. La coopération régions-contours est exploitée pour une aide à la décision lors du choix des positions des germes. Elle va renseigner sur la présence des contours. La règle suivante définit la condition pour qu'un pixel soit choisi comme germe :

(Pixel = germe) SI { (non déjà affecté à un segment) ET (différent d'un pixel contours) }

L'algorithme opère du coin supérieur gauche de l'image au coin inférieur droit. Le choix des germes est fait d'une manière séquentielle : Le premier germe est le coin supérieur gauche. Une fois le premier segment créé, le deuxième germe sera le prochain pixel, non affecté et différent d'un pixel contours, dans le sens de balayage de l'algorithme. Le processus continue jusqu'à ce que tous les pixels soient affectés.

c. Critères de segmentation adoptés

L'agrégation progressive des pixels est faite selon un triple critère «adjacence», «homogénéité spectrale» et «contours».

(1) *Critère d'adjacence* : il stipule que pour former un même segment, les pixels doivent être adjacents.

(2) *Critère d'homogénéité spectrale* : il repose sur la comparaison, dans chaque bande spectrale b , entre le facteur d'homogénéité spectrale h_b et le seuil d'homogénéité spectrale S_b :

$$h_b < S_b \text{ (pour une bande)}$$

Ainsi, un pixel n'est affecté à un segment que si :

$$\{ (h_1 < S_1) \text{ ET} \dots \text{ ET} (h_i < S_i) \text{ ET} \dots \dots \text{ ET} (h_n < S_n) \}, \text{ avec, } i=\{1, \dots, n\}$$

n étant le nombre de bandes de l'image.

Le facteur d'homogénéité spectrale h_b est calculé par bande. Il est défini par la différence absolue des valeurs spectrales entre deux pixels ou entre un pixel et un groupe de pixels :

$$h_b = |v_{ib} - v_{jb}| \quad (3.8)$$

où, v_{ib} : valeur du pixel i dans la bande b ;

v_{jb} : valeur du pixel j dans la bande b.

Quant au seuil S_b , il sert à juger le degré d'homogénéité spectrale d'un groupe de pixels. Il est obtenu automatiquement. La méthodologie proposée pour sa détermination est présentée en détail dans la section (3.3.1.1.d).

(3) *Critère de contours* : il est utilisé pour renforcer le critère de décision lors du regroupement des pixels. Si le processus de croissance rencontre un pixel contour, cela signifie qu'il a atteint un pixel de la limite du segment et donc la croissance est arrêtée dans cette direction.

La figure 3.11 illustre le principe de la création d'un segment par l'approche proposée.

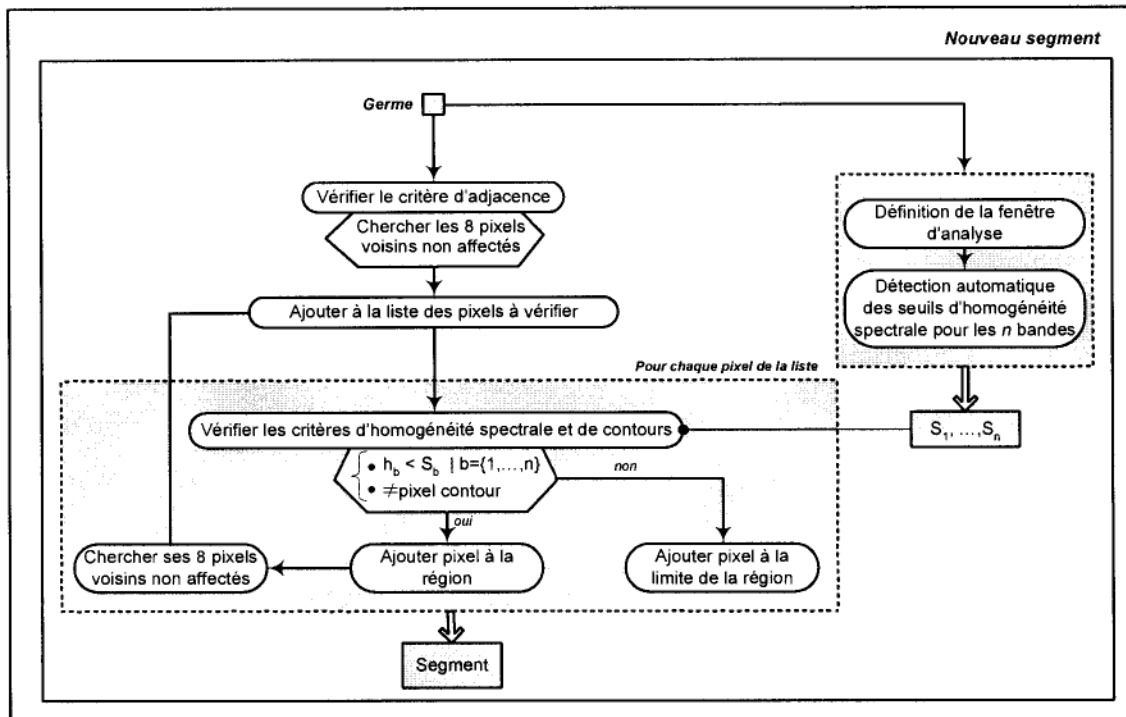


Figure 3.11. Principe de la création d'un segment par l'approche proposée

d. Seuil d'homogénéité spectrale adaptif et automatique

Pour la technique de croissance de région, le choix du seuil d'homogénéité spectrale est très important. Il contrôle l'arrêt du processus de croissance. Par conséquent, il définit les segments créés et agit directement sur leur taille et leur forme (figure 3.12).

A notre avis, le fait d'appliquer un seul seuil de segmentation à toute l'image n'est pas approprié pour les images satellitaires à THRS du milieu urbain vu qu'elles contiennent des objets très différents en nature et forme. D'autre part, nous jugeons que la détermination des

seuils sur la base de tests réalisés sur l'image étudiée limite l'utilisation de la méthode sur d'autres images et par un utilisateur non expert. Ainsi, nous proposons de définir le seuil de segmentation d'une manière automatique et adaptative.

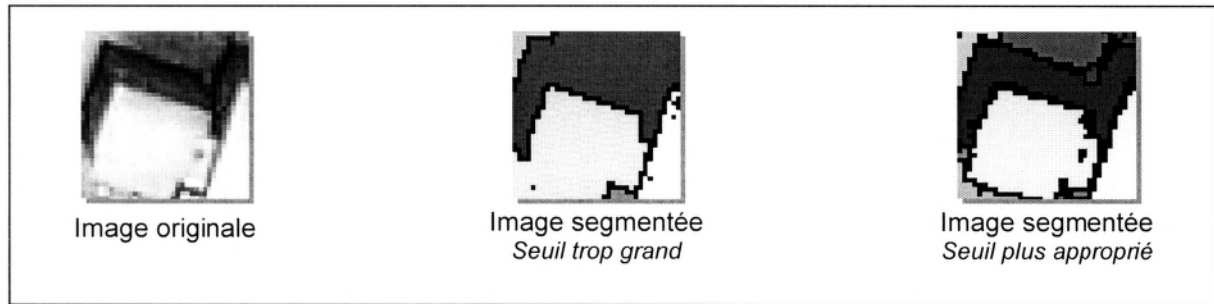


Figure 3.12. Influence du choix du seuil de l'homogénéité spectrale sur la qualité de la segmentation

La détermination automatique du seuil d'homogénéité spectrale est basée sur l'analyse de l'histogramme de fréquences des valeurs différenciées des pixels. La détermination des seuils de segmentation à partir des valeurs différenciées des pixels a été introduite par Nagao et Matsuyama (1980). Ils ont travaillé sur des images aériennes. Toutefois, ils ont appliqué le même seuil à toute l'image. Nous proposons de déterminer le seuil pour chaque segment. Le seuil d'homogénéité spectrale sera calculé automatiquement pour chaque nouveau segment dans chaque bande durant le processus de segmentation. Il est ainsi adaptatif.

En résumé, une fois le germe choisi, la fenêtre d'analyse définit les pixels à prendre en compte pour le calcul du seuil. Dans chaque bande, les valeurs de ces pixels sont utilisées pour définir le seuil d'homogénéité spectrale à tenir en compte dans cette bande pour la segmentation de l'objet.

Détermination automatique du seuil adaptatif

La détermination du seuil adaptatif est réalisée au cours du processus de segmentation : une fois le germe choisi et avant de commencer le regroupement des pixels, le seuil est calculé pour chaque germe, dans une fenêtre de l'image appelée fenêtre d'analyse (figure 3.13). La fenêtre

est centrée sur le germe du segment étudié. Le seuil est déterminé automatiquement en se basant sur les valeurs spectrales des pixels contenus dans cette fenêtre.

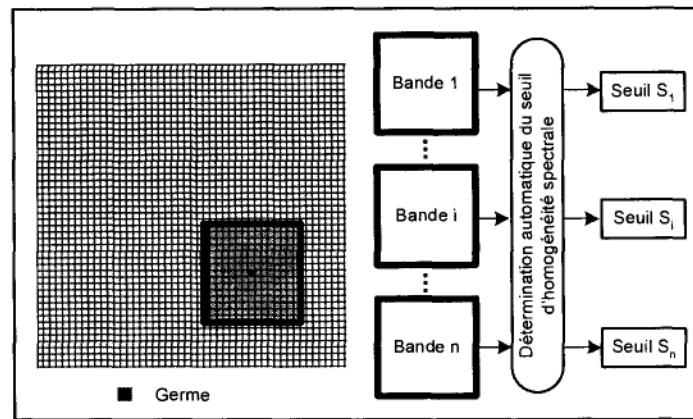


Figure 3.13. Principe de la fenêtre d'analyse

Seuls les pixels qui sont à l'intérieur de la fenêtre d'analyse (*carré noir*) sont considérés lors de la détermination du seuil d'homogénéité spectrale utilisé pour la création du segment

Le principe de la détection du seuil d'homogénéité spectrale repose sur l'analyse des valeurs des pixels et leurs variations par rapport à leurs voisinages. L'idée est que dans une zone homogène, la variation des valeurs des pixels est faible. Tandis que dans la frontière entre deux objets, la variation des valeurs de pixels est plus grande. Nous cherchons donc à choisir le seuil entre ces deux variations. Pour ce fait, la méthode proposée est basée sur l'analyse de l'histogramme représentant ces variations ainsi que leurs fréquences. Étant donné qu'il y a plus de pixels à l'intérieur des objets qu'aux limites, la forme de l'histogramme des fréquences des valeurs différenciées est bimodale. Le seuil est choisi comme la vallée entre les deux pics (figure 3.14).

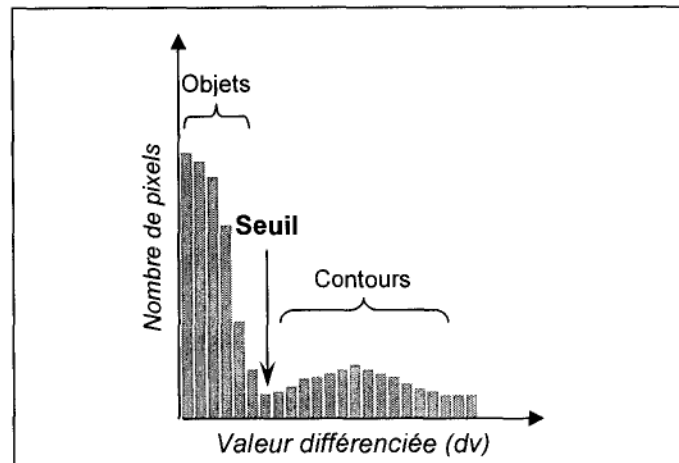


Figure 3.14. Forme générale de l'histogramme des valeurs différenciées

Comme mentionné auparavant, pour que le seuil soit adaptif, cette méthode est appliquée dans une fenêtre d'analyse centrée sur le germe choisi. Le seuil ainsi déterminé est plus adapté à l'objet à segmenter. Le seuil d'homogénéité spectrale S_i est calculé pour chaque bande de l'image. La méthode est constituée de trois étapes (figure 3.15) : la différenciation de l'image, l'établissement de l'histogramme des fréquences des valeurs différenciées et la détection automatique du seuil à partir de l'histogramme.

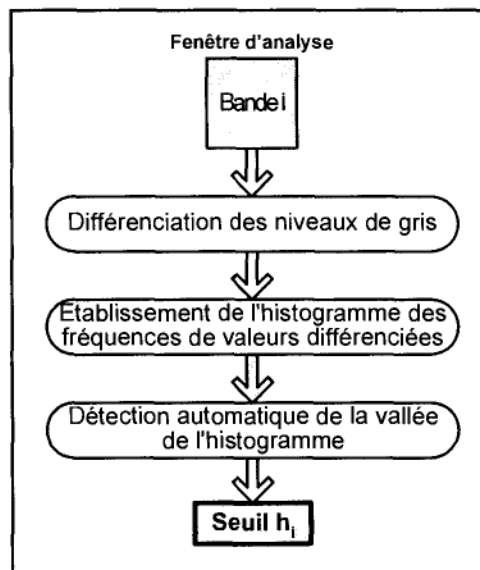


Figure 3.15. Méthode générale proposée pour la détermination automatique du seuil d'homogénéité spectrale

(1) Algorithme de différenciation de la bande :

L'algorithme de différenciation consiste à choisir pour chaque pixel la différence maximale entre sa valeur et chacune des valeurs de ses pixels voisins. Nous avons utilisé un voisinage de 8. L'algorithme utilisé pour le calcul de la valeur différenciée au pixel (i,j) est le suivant:

$$dv(i, j) = \max_{\substack{-1 \leq k \leq 1 \\ -1 \leq l \leq 1}} |v(i, j) - v(i+k, j+l)| \quad (3.9)$$

Où,

$v(i, j)$: valeur au pixel (i,j) ;

$dv(i, j)$: valeur différenciée au niveau du pixel (i,j).

Dans les zones homogènes, dv prend de petites valeurs, tandis que dans les frontières entre les régions, les valeurs de dv sont plus grandes.

(2) Établissement de l'histogramme des fréquences des valeurs différenciées :

Une fois l'image différenciée créée, nous établissons l'histogramme des fréquences des valeurs différenciées. Il est bimodal. Le premier pic à gauche représente les petites variations entre les valeurs des pixels se trouvant à l'intérieur des objets. Le second est celui des variations entre les pixels des contours et ceux des objets de la bande. Le seuil choisi est égal à la valeur différenciée correspondante à la vallée entre les deux pics.

(3) Détection automatique de la vallée de l'histogramme :

Afin de détecter automatiquement la vallée correspondante au seuil, nous nous sommes basés sur une technique proposée par Zack *et al.* (1977) appelée la technique de triangle. Nous l'avons modifiée pour être adaptée à notre cas.

Cette technique permet de détecter la vallée dans un histogramme bimodal. Le principe est que la vallée correspond au point de l'histogramme qui est le plus éloigné de la droite joignant les deux pics de l'histogramme (figure 3.16). Elle revient à déterminer l'équation de la droite joignant les deux points : (dv_{objet}, f_{objet}) et $(dv_{contour}, f_{contour})$:

$$ax + by + c = 0 \quad (3.10)$$

avec :

$$a = \frac{f_{objet} - f_{contour}}{dv_{objet} - dv_{contour}} \quad (3.11)$$

$$b = -1 \quad (3.12)$$

$$c = f_{objet} - a \cdot dv_{objet} \quad (3.13)$$

Pour chaque point de l'histogramme, la distance qu'il fait par rapport à cette ligne est calculée comme suit :

$$D_i = \left| \frac{ax_i + by_i + c}{\sqrt{a^2 + b^2}} \right| \quad (3.14)$$

(x_i, y_i) étant les coordonnées du point i de l'histogramme.

x correspond à la valeur différenciée et y correspond à la fréquence de la valeur différenciée (c'est-à-dire le nombre de pixels ayant cette valeur différenciée).

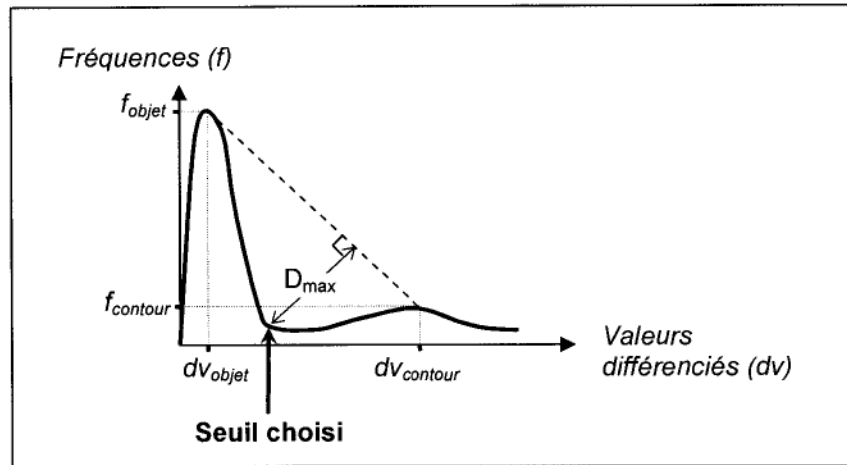


Figure 3.16. Principe de la technique du triangle pour la détection de la vallée d'un histogramme bimodale

L'avantage de l'utilisation de cette technique est que la détection de la vallée n'est pas affectée par les irrégularités de l'histogramme.

(4) Détermination du seuil :

Le seuil, c'est-à-dire la vallée de l'histogramme, est choisi de manière à satisfaire la condition suivante :

$$\text{Seuil} = dv_i \mid D_i \text{ est maximale} \quad (3.15)$$

3.3.1.2. Conversion des primitives du format matriciel au format vecteur

L'étape de passage des primitives aux objets est réalisée en adoptant le mode vecteur. Ainsi, les primitives, résultats de la segmentation, sont transformées en format vecteur. Chaque primitive d'objet est représentée par un polygone (figure 3.17). Le choix du mode vecteur est justifié par plusieurs raisons :

- Facilité pour la définition des propriétés géométriques;

- Topologie explicite entre les différents objets pour définir les propriétés contextuelles ;
- Comparaison plus évidente avec les BDG existantes ;
- Possibilité de description d'un segment par plusieurs attributs organisés dans une base de données ;
- Possibilité d'interaction de la couche des polygones avec d'autres couches en format matriciel ou vecteur ;
- Intégration plus évidente des couches d'objets extraits avec des BDG existantes.

Grâce à la géométrie précise de représentation, les différents nœuds de chaque primitive sont bien connus en coordonnées x et y. D'autres propriétés géométriques peuvent être déterminées et intégrées. En plus, grâce à la topologie, nous pouvons ressortir facilement les relations spatiales qu'une primitive possède avec son voisinage.

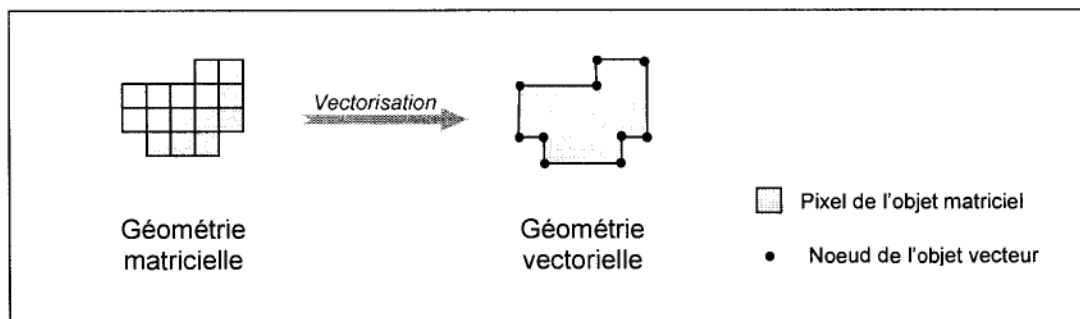


Figure 3.17. Principe de la vectorisation

3.3.1.3. Conclusion partielle sur l'approche de segmentation proposée

Dans cette étape « passage des pixels aux primitives », une nouvelle approche de segmentation multispectrale a été proposée. Dans le souci d'obtenir des segments qui reflètent le plus possible les objets de l'image, l'information sur les contours est intégrée dans le critère de segmentation pour des limites d'objets plus conformes à la réalité. En plus, le seuil de l'homogénéité spectrale est déterminé de manière adaptative, c'est-à-dire qu'il est variable en

fonction de l'objet à segmenter. L'approche ne nécessite aucun paramètre à introduire. Les seuils sont déterminés automatiquement.

Les segments ainsi créés représentent dans notre approche générale les primitives des objets. Chaque objet peut être représenté par une ou plusieurs primitives. Le but de l'étape suivante est de passer de ces primitives aux objets finaux.

3.3.2. Passage des primitives aux objets

Comme déjà mentionné, l'approche d'extraction automatique repose sur une base de règles floues. Elle est appliquée sur les primitives créées par la nouvelle approche de segmentation proposée. Les objets extraits sont organisés en couches des classes. Des informations sur la qualité de l'extraction sont aussi fournies.

3.3.2.1. Création de la base des règles floues

La base de règles qui régit le passage des primitives aux objets traduit la connaissance qu'utilise l'expert pour identifier les objets à partir de l'image. Pour cela, elle exploite les résultats des deux étapes de la modélisation de la connaissance. L'étude préalable précise les classes d'objets à extraire, leur description par des propriétés abstraites et leurs attributs associés. L'analyse discriminante définit les seuils par rapport auxquels ces attributs décrivent les propriétés abstraites. La définition des règles des classes d'objets passe à travers la formulation des règles définissant les propriétés abstraites. Une règle de classe constitue une conjonction d'une ou de plusieurs règles sur les propriétés. La logique floue a été adoptée lors de la formulation des règles. Ainsi, l'approche conceptuelle suivie pour la création de la base de règles floue est la suivante :

- Chaque propriété d'objet est considérée comme un ensemble flou. Ce dernier est caractérisé par une fonction d'appartenance. Elle définit pour chaque valeur de l'attribut associé à la propriété, un degré d'appartenance qui équivaut à son degré de satisfaction de la propriété abstraite ;

- Chaque classe d'objets est ensuite décrite par une règle floue. Elle exprime la relation entre la classe et les propriétés la décrivant. Elle met en jeu les règles floues sur les propriétés. Le degré de satisfaction d'une règle de classe par un objet est en fonction des degrés de satisfaction aux règles sur les propriétés.

Dans ce qui suit, les différentes étapes suivies pour la création de la base des règles floues pour l'extraction automatique des objets à partir des images à THRS sont présentées.

a. Pourquoi la logique floue ?

La base de règles à utiliser pour l'extraction est une base de règles floue. Plusieurs raisons justifient notre choix d'intégrer la logique floue dans la création de cette base de règles :

- Aucune connaissance *a priori* sur les objets n'est disponible. Seules les descriptions abstraites formulées dans l'étude préalable sont utilisées (tableau 3.2 , tableau 3.3);
- L'application des seuils discriminants de façon « rigide » n'est pas adéquate. Il faut prendre en compte l'imprécision relative à la méthodologie suivie pour leur détermination ;
- Les conclusions à tirer ou les interprétations à faire, doivent refléter ce manque de connaissances. Elles doivent être fournies avec une indication sur leur précision et leur certitude.

Toutes ces raisons ont conduit à l'intégration de la logique floue dans la création des règles vu qu'elle permet (Bouchon-Meunier et Marsala, 2003):

- de formaliser les connaissances données en langage naturel avec des expressions vagues et imprécises ;
- d'éviter l'utilisation des limites rigides pour la définition des classes et d'introduire l'incertitude sur les seuils ;

- de permettre des graduations dans l'appartenance d'un élément à une classe et d'attribuer un degré de vérité sur l'appartenance d'un objet à une classe donnée.

Pour juger de la qualité de la détermination des objets, la théorie des possibilités est adoptée. Elle offre un moyen de gérer des connaissances entachées d'incertitudes. Elle permet de donner des mesures d'incertitude relative à l'extraction des objets. Une présentation de la théorie de la logique floue et de la théorie des possibilités est donnée dans l'annexe B.

b. Formulation des propositions floues sur les propriétés

D'une façon générale, une proposition floue est de la forme « X est P », avec X est une variable et P est le sous-ensemble flou étudié (Annexe B). Une proposition floue sur une propriété revient à formuler, d'une manière floue, la condition que l'indice quantifiable doit satisfaire pour discriminer la propriété abstraite. La formulation d'une proposition floue sur une propriété abstraite passe d'abord par la description de la propriété par un ensemble flou. Ce dernier est défini par une fonction d'appartenance μ_p . Elle associe à chaque valeur x, prise par l'attribut associé à la propriété, une valeur réelle $\mu_p(x)$ dans l'intervalle [0,1]. Cette valeur $\mu_p(x)$ traduit le degré de satisfaction par l'objet étudié de la propriété P. Elle est aussi appelée degré d'appartenance ou degré de vérité. Plus le degré d'appartenance est élevé, plus la règle est satisfaite, et vice versa.

La définition d'une fonction d'appartenance peut être soit numérique (fonction mathématique) soit graphique (Zadeh, 2003). Nous avons opté pour la définition graphique. Les formes des fonctions d'appartenance adoptées sont linéaires par morceaux. Ceci présente dans notre cas l'avantage de prendre en compte les connaissances collectées dans l'étude préalable. La fonction est représentée graphiquement selon les connaissances disponibles sur la propriété.

Ainsi, les formes des fonctions d'appartenance sont définies en fonction des informations relatives à l'étude de la variabilité des attributs et l'étude de leur pouvoir discriminatoire (section 3.2). La forme de la fonction d'appartenance est spécifique à chaque propriété. En général, la méthodologie spécifie les intervalles dans lesquels les valeurs de l'attribut caractérisent la propriété étudiée, ainsi que ceux dans lesquels la propriété n'est pas vérifiée.

Entre ces intervalles, un intervalle de transition est défini par rapport au seuil de l'attribut. Il reflète une appartenance graduelle. Il permet de minimiser l'imprécision relative à la détermination des seuils d'attributs. La forme de la fonction dans cette partie est définie selon les connaissances sur l'attribut et la propriété étudiés. Ainsi, la fonction d'appartenance prend une valeur de 0 pour indiquer que la propriété n'est pas vérifiée, une valeur de 1 pour montrer que la propriété est vérifiée, des valeurs entre 0 et 1 pour signaler que la propriété est vérifiée avec un certain degré. La figure 3.18 illustre le principe suivi pour la définition des fonctions d'appartenance. L'exemple montré est celui de la fonction d'appartenance de la propriété compacte.

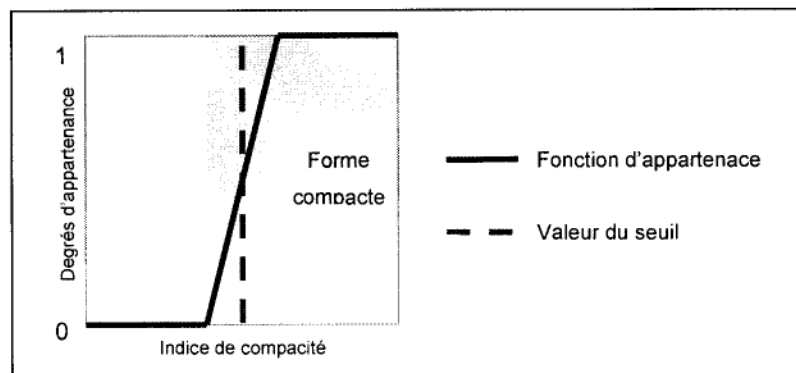


Figure 3.18. Exemple de fonction d'appartenance

Les tableaux 3.5 et 3.6 regroupent l'ensemble des fonctions d'appartenance définies. Ils résument aussi toute la connaissance sur les propriétés collectée précédemment (attributs associés, formulations mathématiques, variabilités, règles classiques, fonctions d'appartenance).

Tableau 3.5. Propositions floues sur les propriétés spectrales et texturales

Propriété à discriminer	Attribut associé	Formulation mathématique	Variabilité de l'attribut	Règle rigide	Fonction d'appartenance floue
Réponse spectrale de végétation	Indice de végétation normalisé (NDVI)	$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$ <p><i>R et PIR : valeurs spectrales dans les bandes rouge et proche-infrarouge</i></p>	-1 _____ 1	Si $S_{veget} \leq NDVI(Objet) < 1$ Alors $RS(Objet) = RS_{végétation}$	
Réponse spectrale du Sol	Indice de végétation normalisé (NDVI)	$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$ <p><i>R et PIR : valeurs spectrales dans les bandes rouge et proche-infrarouge</i></p>	-1 _____ 1	Si $0 \leq NDVI(Objet) < S_{sol}$ Alors $RS(Objet) = RS_{sol}$	
Réponse spectrale de l'eau	Valeur spectrale dans la bande Proche Infrarouge (PIR)	PIR <p><i>PIR : valeur spectrale dans la bande proche-infrarouge</i></p>	0 _____ 255	Si $PIR(Objet) \leq S_{eau}$ Alors $RS(Objet) = RS_{eau}$	
Ombre	Indice de brillance (I _{br})	$I_{br} = \frac{1}{6} (B + V + 2R + 2PIR)$ <p><i>B, V, R et PIR : valeurs spectrales dans les bandes bleu, vert, rouge et proche-infrarouge</i></p>	0 _____ 255	Si $I_{brill}(Objet) < S_{brill}$ Alors $Objet = Objet_ombre$	
Texture	Indice d'homogénéité texturale (HOM)	$HOM = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L \frac{1}{1 + (i - j)^2} \cdot hc(i, j)$ <p><i>hc(i,j) : valeur dans la matrice de co-occurrence des pixels de coordonnées i et j. L étant le nombre de niveaux de gris.</i></p>	0 _____ 255	Si $HOM(Objet) < S_{homog}$ Alors $Texture(Objet) = Forte$	

Tableau 3.6. Propositions floues sur les propriétés géométriques

Propriété à discriminer	Attribut associé	Formulation mathématique	Variabilité de l'attribut	Règle rigide	Fonction d'appartenance floue
Taille large	Surface	$S = p \cdot N$ <p><i>p</i> : taille de pixel <i>N</i> : nombre de pixels de l'objet</p>	$p \text{ --- } N$	Si $surface(Objet) > S_{surf}$ Alors $Taille(Objet) = large$ S_{surf} déterminé automatiquement	
Forme allongée	Élongation	$I_{elong} = \frac{4 \cdot \pi \cdot S}{P^2}$ <p><i>S</i> et <i>P</i> : surface et périmètre du contour extérieur.</p>	$0 \text{ --- } 1$	Si $I_{elong}(Objet) < S_{elong}$ Alors $Objet = Forme_longue$	
Forme compacte	Compacité	$I_{compacité} = \frac{4 \cdot \pi \cdot S_{polygone_englobant}}{P_{polygone_englobant}^2}$ <p><i>S</i> et <i>P</i> : surface et périmètre du polygone convexe</p>	$0 \text{ --- } 1$	Si $I_{comp}(Objet) > S_{comp}$ Alors $Objet = Forme_compacte$	
Forme convexe	Convexité	$I_{reg} = \frac{Surface\ objet}{Surface\ polygone\ englobant}$	$0 \text{ --- } 1$	Si $I_{conv}(Objet) < S_{conv}$ Alors $Objet = Forme_convexe$	

c. Degrés de satisfaction des propositions floues sur les propriétés

Chaque objet peut être évalué par rapport à une propriété abstraite. Le principe de détermination des degrés de satisfaction pour une propriété est illustré dans la figure 3.19. Par exemple, on désire savoir si un objet a une forme compacte. Son indice de compacité prend une valeur x . La fonction d'appartenance de la propriété « forme compacte » est présentée dans la figure 3.19.a. Le degré de satisfaction de cet objet à la propriété forme compacte est obtenu par la détermination de $\mu_c(x)$ comme représenté dans la figure. Il traduit combien la forme de cet objet est compacte. Si $\mu_c(x)=0$, ceci signifie que l'objet n'a pas une forme compacte. Si au contraire $\mu_c(x)=1$, l'objet a une forme compacte à 100 %. Si par exemple $\mu_c(x)=0,5$; la forme de l'objet est compacte à 50 %.

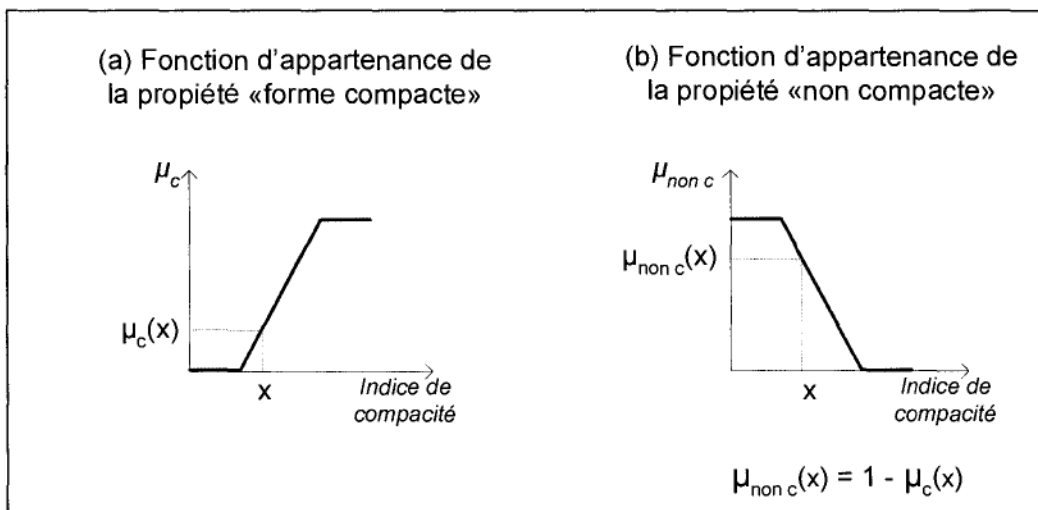


Figure 3.19. Principe de détermination des degrés de satisfaction des propositions floues sur les propriétés

Pour le calcul du degré d'appartenance à la propriété opposée (exemple, la propriété « forme non compacte »), l'opérateur « Complément » de la logique floue est utilisé (figure 3.19.b). Si $\mu_c(x)$ est le degré d'appartenance à la propriété « forme compacte », le degré d'appartenance à la règle de la propriété « forme non compacte » $\mu_{non\ c}(x)$ est égal à :

$$\mu_{non\ c}(x) = 1 - \mu_c(x) \quad (3.16)$$

avec x la valeur de l'indice de compacité pris pour l'objet étudié.

d. Définition des règles floues sur les classes d'objets

La définition des règles floues sur les classes d'objets part des descriptions abstraites formulées lors de l'étude préalable. Comme ces descriptions mettaient en jeu des propriétés abstraites, la règle floue sur une classe est formée des propositions floues définies sur les propriétés la décrivant. La réponse à une règle sur une classe d'objet passe par la satisfaction des propriétés décrivant cette classe. En général, une règle floue d'une classe d'objets a la forme suivante:

$$\text{Si } X_1 \text{ est } P_1, \text{ et } \dots \text{ et } X_n \text{ est } P_n \text{ Alors } Y \text{ est } C_i$$

Où, « X_i est P_i » est une proposition floue sur une propriété. La conclusion « Y est C_i » traduit l'appartenance à la classe C_i .

La figure 3.20 schématise l'ensemble des règles sur les objets formulées. Chaque règle est présentée avec les propriétés utilisées pour sa définition (tableau 3.2). Ainsi, les propriétés utilisées dans les règles des classes d'objets sont les suivantes. Comme propriétés spectrales et texturales, il y a réponse spectrale de végétation, réponse spectrale de sol nu et réponse spectrale d'eau, ombre et forte texture. Pour les propriétés géométriques, il y a forme compacte, forme allongée, forme convexe et taille large. Pour les propriétés contextuelles, il y a objet élevé (objet adjacent à une zone d'ombre dans direction du soleil) et objet contenant voitures. La propriété objet élevé est définie en fonction de la propriété ombre et la relation spatiale « adjacent ». La propriété « élevé » est définie en fonction de la propriété « ombre » et la relation spatiale « adjacent ». La propriété « à voiture » est définie en fonction de la propriété « voiture » et la relation spatiale « contenance ». Un objet voiture est défini par une petite surface (inférieure à 10 m) et un indice de brillance élevé (supérieur à 200).

Une règle d'une classe est décrite par des règles certaines et des règles graduelles. Les règles certaines sont des règles rigides. Elles traduisent des contraintes. Par exemple, un bâtiment n'est pas une surface de végétation. La réponse à ces règles est soit 0 ou 1. Les règles graduelles correspondent aux propositions floues sur les propriétés de la classe. La réponse à chacune de ces règles est faite à travers la fonction d'appartenance correspondante. Elle prend des valeurs graduelles de 0 à 1. Le degré de satisfaction d'une règle de classe est défini en fonction des degrés de satisfaction des règles graduelles seulement.

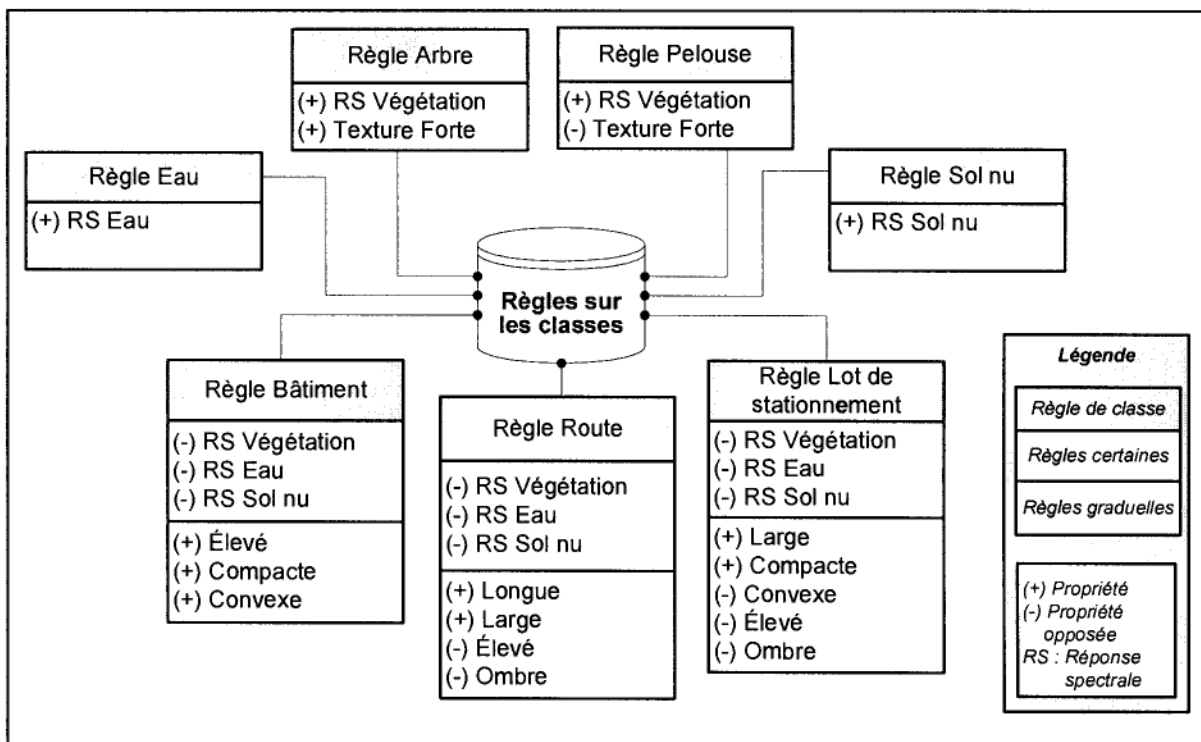


Figure 3.20. Règles sur les classes d'objets

Par exemple, pour la classe bâtiment, la règle est la suivante :

$REGLE_BATIMENT = \{(RS \text{ est non végétation}) \text{ ET } (RS \text{ est non sol}) \text{ ET } (RS \text{ est non eau}) \text{ ET } (objet \text{ élevé}) \text{ ET } (Forme \text{ est compacte}) \text{ ET } (Forme \text{ est convexe})\}$

e. Degrés d'appartenance aux classes

Pour évaluer le degré d'appartenance d'un objet à une classe, il est d'abord évalué par rapport aux règles sur les propriétés constituant cette classe. En effet, le degré de satisfaction d'une règle de classe par un objet est en fonction de ses degrés d'appartenance aux ensembles flous des propriétés caractérisant la classe. Etant donné que la règle sur la classe est une agrégation de propositions floues sur les propriétés, le degré de satisfaction de cette règle est obtenu en utilisant un opérateur flou d'agrégation (voir définition dans annexe B). Ce dernier effectue une agrégation des degrés d'appartenance aux propriétés comme le ferait un « ET » logique. L'opérateur adopté est un opérateur conjonctif dont la définition mathématique la suivante :

$$\mu_{C_i}(x) = \left(\prod_{i=1}^{\alpha} \mu_{P_i}(x) \right)^{1/\alpha} \quad (3.17)$$

avec,

$\mu_{C_i}(x)$: degré d'appartenance de l'objet x à la classe C_i ;

$\mu_{P_i}(x)$: degré de satisfaction de l'objet x à la propriété P_i ;

α étant le nombre de propositions floues sur les propriétés constituant la règle de la classe.

Cet opérateur a été choisi parce qu'il présente les caractéristiques suivantes :

- Puisque l'agrégation des règles est faite de manière conjonctive, si une des règles conclut que le degré d'appartenance à la classe C_i est 0, alors aucune autre règle ne peut "sauver" cette conclusion, et la classe C_i sera considérée comme impossible. En d'autres termes, si un objet ne satisfait pas une propriété d'une classe d'objet, il ne sera pas affecté à cette classe. Son degré de satisfaction de cette règle sera nul ;

- Il vérifie la condition de normalisation, c'est-à-dire que $\sup_{x \in A} \pi(x) = 1$. Les valeurs possibles varient de 0 à 1 permettant ainsi de comparer les degrés de satisfaction des différentes règles de classes.

La fonction d'appartenance de chaque classe est représentée sous forme de bâton vertical appelé singleton. Le degré d'appartenance est une valeur réelle dans l'intervalle $[0,1]$. La figure 3.21 présente un exemple simplifié qui illustre le principe de la détermination des degrés d'appartenance aux classes d'objets. Elle représente la détermination du degré d'appartenance d'un objet à la classe « route ». On suppose que la règle floue de la classe « Route » met en jeu seulement deux propriétés « forme longue » et « forme non compacte ». La règle floue de la classe « route » est la suivante :

*Si forme objet est longue ET forme objet est non compacte
ALORS objet appartient à la classe « Route »*

L'objet x présente des valeurs pour les attributs associés à ces propriétés, à savoir l'indice d'élongation pour la forme longue et l'indice de compacité pour la forme non compacte. L'objet est évalué d'abord par rapport aux fonctions d'appartenance de ces deux propriétés respectivement par des degrés d'appartenance $\mu_L(x)$ et $\mu_C(x)$. Le degré d'appartenance de l'objet à la classe « route » est obtenu par agrégation des deux degrés par l'opérateur flou donné par l'équation (3.17). Alors, $\mu_{Route}(x) = (\mu_L(x) \cdot \mu_C(x))^{1/2}$.

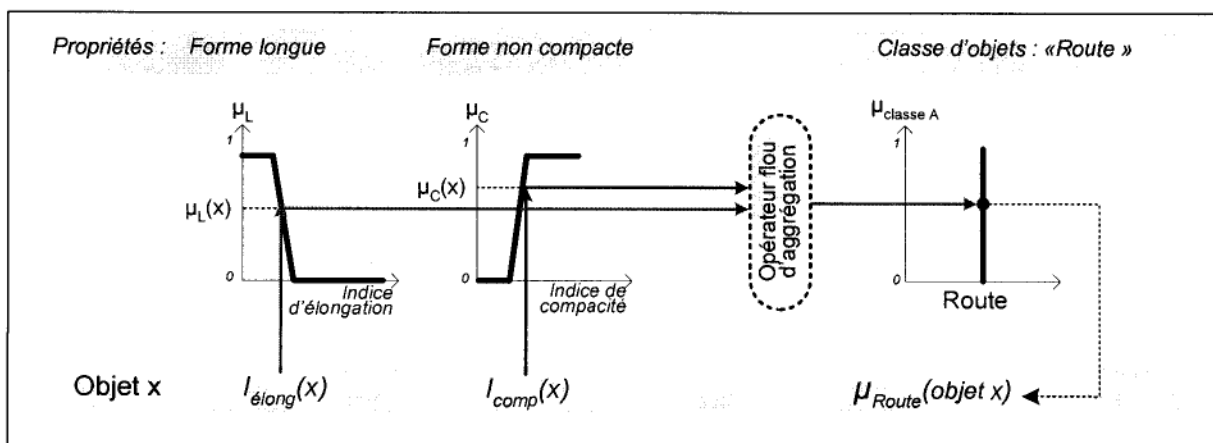


Figure 3.21. Principe de détermination du degré d'appartenance d'un objet à une classe

3.3.2.2. Application de la base des règles

a. Calcul des attributs pour les primitives

Une fois l'image segmentée et transformée en couche vectorielle, chacune des primitives est décrite par l'ensemble des attributs définis dans l'étape de modélisation de la connaissance (Tableau 3.7). Pour les attributs spectraux, la couche des primitives est superposée avec les images des bandes bleu, vert, rouge et proche-infrarouge. Les moyennes et les variances au niveau de chaque primitive sont calculées. Pour les attributs texturaux, l'image de l'indice de texture « homogénéité » est déterminée d'abord à partir de l'image panchromatique. Elle est ensuite superposée avec la couche des primitives. La valeur de l'indice d'homogénéité au niveau de la primitive est égale à la moyenne des valeurs de l'indice au niveau des pixels appartenant à la primitive. Pour les attributs géométriques, ils ont été calculés en concordance avec leur définition dans l'étape de l'étude préalable.

Tableau 3.7. Exemple d'enregistrement de la base de données sur les primitives

		Objet	
Attributs des primitives	Spectraux	Réponses spectrales	Bandes bleu, vert, rouge et proche infrarouge
		Indices spectraux	<i>NDVI</i> <i>Indice de brillance</i>
		Indices texturaux	<i>Indice d'homogénéité texturale</i>
	Géométriques	Indices de taille	<i>Surface</i> <i>Périmètre</i>
		Indices de forme	<i>Élongation</i> <i>Compacité</i> <i>Convexité</i>
		Indices d'orientation	<i>Azimut</i>
	Contextuels	Voisinage	<i>Objets adjacents</i>
		Relations spatiales	<i>Primitive à ombre (: voisine à une région d'ombre dans la direction opposée du soleil)</i> <i>Primitive à voiture (: elle contient une voiture)</i>

Afin de faciliter la gestion de ces attributs, une base de données est créée dans le but d'y organiser et stocker les attributs descriptifs des primitives. Ainsi, à chaque primitive correspond un enregistrement dans la base de données dans lequel est regroupé l'ensemble des valeurs d'attributs relatifs à cette primitive.

b. Application des règles d'extraction

Lors de cette étape, la base des règles définie dans la modélisation de la connaissance est appliquée sur les primitives. Les réponses aux règles sur les propriétés sont d'abord déterminées. Ensuite, les règles sur les classes sont appliquées. L'avantage de l'utilisation de la logique floue est qu'il n'y pas un ordre à respecter lors de l'application des règles. Elles sont appliquées en parallèle. Chaque primitive a un degré d'appartenance variant de 0 à 1 pour chacune des classes d'objets.

c. Auto-apprentissage

Étant donné qu'aucune connaissance *a priori* sur les réponses spectrales des objets réels n'est employée, une procédure d'auto-apprentissage est mise en place pour collecter les signatures spectrales des classes. Elle consiste en une récupération automatique des propriétés spectrales, et aussi géométriques, des objets (figure 3.22). Ces informations récupérées sont ensuite réintégrées dans des règles pour extraire plus d'objets. Elle contribue ainsi à la prise en compte du comportement spectral des classes dans l'approche d'extraction.

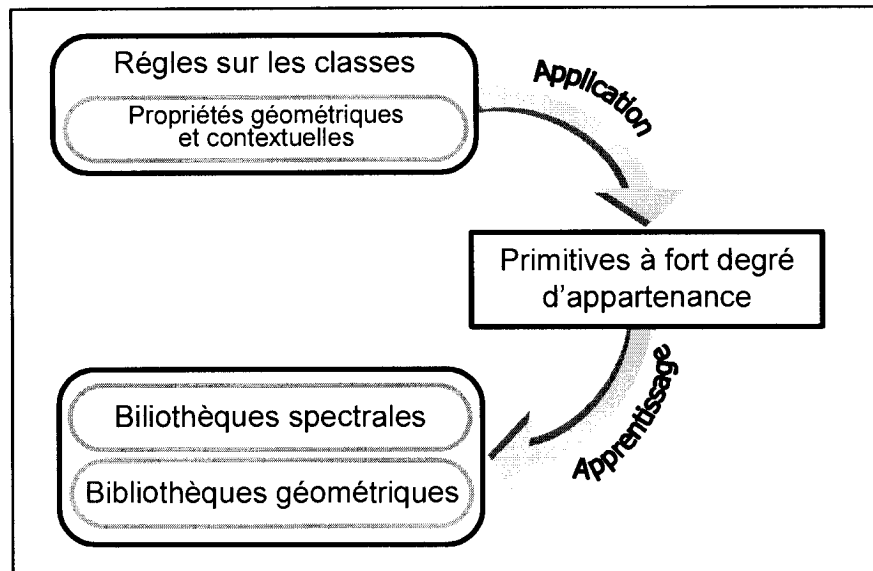


Figure 3.22. Principe de l'auto-apprentissage

La procédure est déclenchée après l'application des règles sur les classes. Elle cible les primitives ayant répondu aux règles par des degrés d'appartenance élevés. Elles sont désignées comme primitives potentielles. Elles vont nous apprendre sur les caractéristiques spectrales et géométriques de leur classe. Ainsi, les réponses spectrales de ces primitives dans les quatre bandes (moyennes et écart-types) sont récupérées. Elles sont ensuite intégrées dans une bibliothèque spectrale créée pour stocker la connaissance collectée par l'apprentissage spectral. La même opération est proposée pour les propriétés géométriques. Le résultat de l'auto-apprentissage est exploité par la suite dans la formulation de nouvelles règles qui tiennent en compte entre autres des caractéristiques spectrales. Cette procédure est appliquée pour les classes anthropiques à savoir bâtiment, route et lot de stationnement.

L'information ainsi récupérée est exploitée pour créer de nouvelles règles. Les règles spectrales évaluent l'appartenance spectrale de chaque primitive à la bibliothèque spectrale de la classe. Les règles géométriques cherchent la conformité géométrique de la primitive avec les primitives potentielles. Ces règles sont adaptées pour chaque classe. Elles sont appliquées avec des règles contextuelles. Ainsi, dans le cas de la classe route, les nouvelles règles sont définies dans le but d'une reconstitution maximale du réseau routier. Ainsi, la primitive, en

plus d'avoir une appartenance à la bibliothèque spectrale de la classe route, elle doit être adjacente à une primitive appartenant déjà à la classe route. Pour la classe lot de stationnement, la règle correspondante inclut l'appartenance à la bibliothèque des lots de stationnement et la correspondance de la taille de la primitive avec celles dans la bibliothèque géométrique. Quant à la classe bâtiment, la règle correspondante inclut l'appartenance à la bibliothèque des bâtiments, la correspondance de la taille de la primitive avec celles dans la bibliothèque géométrique et la compacité de la forme.

Afin de profiter des bibliothèques spectrales collectées, les primitives qui après application des nouvelles règles n'appartiennent pas aux classes bâtiment, route ou lot de stationnement, et qui ont une appartenance aux bibliothèques spectrales, sont considérées par l'approche des surfaces artificielles.

3.3.2.3. Création des couches des classes d'objets extraits

Après application de la base des règles, chaque primitive a un degré d'appartenance variant de 0 à 1 à chacune des classes d'objets. Afin d'étudier les différentes possibilités de son affectation aux classes d'objets, des notions de la théorie des possibilités sont adoptées. La théorie des possibilités est en liaison avec la théorie des sous-ensembles flous. Cette théorie permet de raisonner sur des connaissances imprécises ou vagues. Elle est présentée dans l'annexe B.

Ainsi, sur l'ensemble des classes C , une distribution de possibilité π est définie. C'est une fonction qui attribue un coefficient de possibilité à chaque élément de C . Il traduit la possibilité que l'objet appartienne à une classe donnée. $\pi_x(C_i)$ traduit le degré avec lequel l'objet x appartient à la classe C_i . Si $\pi_x(C_i) = 0$, alors la règle a conclu que l'objet observé ne peut appartenir à la classe C_i . Si $\pi_x(C_i) = 1$, alors il est possible (mais pas certain) que l'objet appartienne à la classe C_i .

L'intérêt d'utiliser une distribution des possibilités est qu'elle permet de définir des mesures servant à estimer la qualité de l'extraction : mesure de possibilité et mesure de nécessité. Ces mesures permettent de quantifier l'imprécision et l'incertitude sur l'extraction.

Une mesure de possibilité est construite en considérant, pour toute partie de X , les coefficients des éléments de X qui la composent. On définit alors :

$$\Pi(A) = \sup_{x \in A} \pi(x) \quad (3.18)$$

Elle satisfait les conditions suivantes :

- La mesure de possibilité de l'ensemble vide est égal à 0 : $\Pi(\emptyset) = 0$;
- Si C est l'ensemble des classes d'objets ($C = \{C_1, \dots, C_c\}$), alors, la mesure de possibilité de l'ensemble des classes est égal à 1 : $\Pi(C) = 1$

Une distribution de possibilité induit aussi une mesure de nécessité définie par :

$$N(A) = 1 - \Pi(\bar{A}) \quad (3.19)$$

\bar{A} étant l'événement contraire de A . Si $A =$ « bâtiment », \bar{A} est égal à l'ensemble des autres classes. La mesure des possibilités d'un ensemble de classes est égale à la valeur maximale des mesures de possibilité de chaque classe :

$$\Pi(C_1 \cup C_2) = \max(\Pi(C_1), \Pi(C_2)) \quad (3.20)$$

Ainsi, on peut interpréter $\Pi(A)$ comme le degré avec lequel il est possible que A soit vraie, $N(A)$ comme le degré avec lequel il est certain que A est vraie. La mesure de nécessité est une évaluation de certitude (Bouchon-Meunier, 1993).

L'exemple suivant permet d'éclaircir ces deux mesures de possibilité et de nécessité:

Supposons que, après application de la base des règles floues, un objet présente la distribution des possibilités suivante (figure 3.23). L'ensemble des classes étant $C = \{\text{Bâtiment} ; \text{Route} ; \text{Lot de stationnement}\}$. L'objet x présente les degrés d'appartenance suivants $\{1/\text{Bâtiment} ; 0,1/\text{Route} ; 0,5/\text{Lot}\}$. L'objet est affecté à la classe bâtiment parce qu'elle présente le degré de possibilité le plus fort. Le degré de certitude de cette affectation est donné par la mesure de nécessité :

$$N(C_{\text{Bâtiment}}) = 1 - \Pi(\bar{C}_{\text{Bâtiment}}) = 1 - (\max(\Pi(C_{\text{Route}}), \Pi(C_{\text{Lot}}))) = 1 - \Pi(C_{\text{Lot}}) = 1 - 0,5 = 0,5$$

On peut dire que la certitude que cet objet appartient à la classe bâtiment vaut 0,5. Donc, l'objet x est un bâtiment avec un degré de précision de 1 et un degré de certitude de 0,5. Il est certain à 50 % que l'objet x est à 100 % bâtiment.

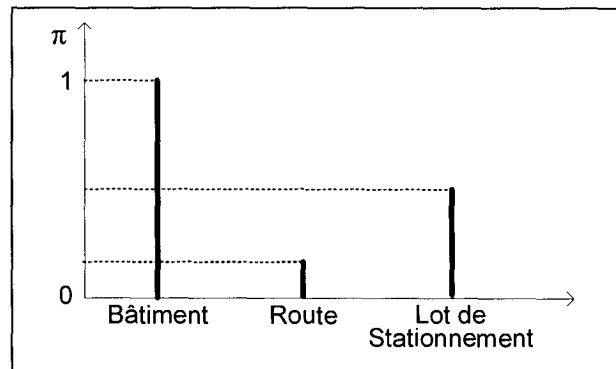


Figure 3.23. Distribution de possibilité

Le conflit entre deux classes au niveau d'un objet est défini par la différence entre les degrés d'appartenance qu'il présente pour les deux classes. Plus cette différence est petite plus le conflit est important.

Idéalement, un objet bien extrait présentera des degrés de précision et de certitude très élevés et un conflit faible voire nul avec les autres classes. Les cas suivants peuvent se présenter :

- s'il existe une unique classe C_i telle que $\pi_x(C_i) = 1$, la classe C_i est la plus certaine puisque $N(C_i) > 0$ et $N(C_j) = 0$ pour tout $j \neq i$;
- si plusieurs C_i sont tels que $\pi_x(C_i) = 1$, nous ne pouvons décider entre ces classes : la base de règle n'a pas assez de connaissances pour discriminer. Cependant, si les classes avec des degrés de possibilité égaux à 1 correspondent à un sous-ensemble significatif des classes, alors la certitude de ce sous-ensemble est strictement positive ;
- Si $\pi_x(C_i) = 1$ partout, alors il y a incertitude totale sur la classe ;
- S'il n'y a aucune classe C_i telle que $\pi_x(C_i) = 1$, alors aucune classe ne correspond parfaitement à la donnée. Cela signifie que la donnée pourrait appartenir à une classe qui n'est pas incluse dans l'ensemble initial des classes.

3.3.2.4. Reconstitution des objets finaux

La reconstitution finale cherche la correspondance entre une primitive ou groupe de primitives avec l'objet final. Cette correspondance est basée sur l'analyse de la classe d'appartenance maximale, l'analyse de voisinage entre primitives et l'analyse de la forme finale.

La classe d'appartenance maximale correspond à la classe dont le degré d'appartenance est le plus élevé (figure 3.24). L'opérateur flou maximum est utilisé pour sa détermination :

$$\text{Classe d'appartenance maximale} = C_m \quad \text{Si} \quad \mu_{C_m}(x) = \max(\mu_{C_i}(x) \mid C_i \in C) \quad (3.21)$$

Avec, C est l'ensemble des classes d'objets, $C = \{C_1, \dots, C_n\}$

Ainsi, pour déterminer les objets d'une classe donnée, les primitives ayant cette classe comme classe d'appartenance maximale sont identifiées. Afin de préserver un certain degré de fiabilité pour l'extraction, les objets ayant des faibles degrés d'appartenance maximale (inférieurs à 0,1) ne sont pas considérés. Ensuite, une analyse de voisinage est effectuée afin de déterminer les primitives adjacentes ayant la même classe maximale. Elle est réalisée dans

le cas de la classe « route » pour détecter les différentes primitives du réseau. Une fusion entre ces primitives est ensuite effectuée en vue de créer le réseau routier. L'analyse de la forme finale vise à reconstituer la surface complète de l'objet extrait. Elle consiste en une analyse d'inclusion qui détecte les primitives à l'intérieur de l'objet (voitures, ombre, ...). Elles sont par la suite fusionnées avec l'objet pour reconstituer sa forme finale.

Pour les objets de la classe « eau », s'ils présentent des vagues à l'intérieur, la reconstitution finale vise à les fusionner avec la surface de l'eau. Les vagues présentent une réponse spectrale différente de l'eau. Ainsi, après examen des signatures spectrales, une analyse spatiale cherche à examiner l'inclusion des centroïdes des segments de vagues par l'objet. Elles sont par la suite fusionnées avec la surface d'eau.

3.3.2.5. Résultats de l'extraction

Les résultats de l'approche d'extraction automatique des objets sont des couches d'objets. Chaque objet est décrit par un ensemble d'attributs spectraux, géométriques et contextuels. Il présente également une information sur la qualité de son extraction à travers les degrés de précision et de certitude. Ils sont déterminés en fonction des valeurs de ces degrés pris par les primitives constituant l'objet :

$$PREC(objet) = \frac{\sum_{i=1}^n (S(p_i) \cdot PREC(p_i))}{\sum_{i=1}^n S(p_i)} \quad (3.22)$$

$$CERT(objet) = \frac{\sum_{i=1}^n (S(p_i) \cdot CERT(p_i))}{\sum_{i=1}^n S(p_i)} \quad (3.23)$$

Avec,

PREC : degré de précision ;

CERT : degré de certitude ;

p_i : la primitive i constituant l'objet ;

$S(p_i)$: superficie de la primitive i constituant l'objet ;

n étant le nombre de primitives constituant l'objet.

3.4. Outils d'évaluation des résultats

3.4.1. Évaluation par rapport à des données de référence

L'extraction globale des objets est évaluée d'abord par des indices de qualité mesurés par rapport à des données de référence (présentées dans la section 4.1.2.). À travers la matrice de confusion, les erreurs d'omission et de commission relatives aux différentes classes sont estimées.

Puisque la confusion est présente entre les objets des classes non naturelles, l'évaluation est poursuivie en se concentrant sur les classes bâtiment, route et lot de stationnement. Ainsi, les objets extraits de ces classes sont évalués par rapport à la réalité en terme de nombre d'objets, de pourcentage de surface d'objet extraite et en terme d'erreur de position.

3.4.1.1. Indices de qualité utilisés

Deux indices de qualité ont été utilisés pour apprécier d'une façon globale l'extraction des objets par rapport à la réalité terrain. L'indice d'exhaustivité représente le pourcentage de la superficie des objets de référence qui est extraite. Il correspond au rapport entre la superficie des objets correctement extraite et celle des objets réels. L'indice de bonne extraction est le pourcentage de la superficie des objets extraits qui est correctement extraite.

$$\text{Exhaustivité} = \frac{S_{CE}}{S_R} \quad (3.24)$$

$$\text{Bonne extraction} = \frac{S_{CE}}{S_E} \quad (3.25)$$

Avec,

S_{CE} : superficie des objets correctement extraite ;

S_R : superficie totale des objets de référence ;

S_E : superficie totale des objets extraits.

Rappelons que, dans notre étude, nous ne nous intéressons pas à la totalité de l'image. La réalité terrain ne représente pas toute l'image. Seulement les classes d'objet d'intérêt sont considérées.

3.4.1.2. Matrice de confusion

L'analyse de la matrice de confusion est produite à partir des objets de la réalité terrain (en colonnes) et ceux de l'approche proposée (en lignes). Elle permet d'évaluer la qualité de l'extraction. Elle est produite en pourcentage de surface. La diagonale de la matrice correspondant aux pourcentages (en surface) des objets bien extraits. Deux indices, dérivés de cette matrice, sont définis pour chaque classe: la proportion d'objets extraits correctement classés (Bonne extraction) et la proportion d'objets réels correctement extraites (Exhaustivité). Pour évaluer chaque classe prise séparément, les erreurs d'omission et de commission sont calculées. L'erreur d'omission représente le pourcentage de surface des objets réels d'une classe qui n'a pas été extraite par l'approche. Elle est égale au rapport entre la superficie non extraite des objets et la superficie totale des objets réels de la classe. L'erreur de commission est égale au rapport entre la superficie des objets faussement extraite et la superficie totale des objets extraits de la classe. Elle représente pour chaque classe le pourcentage de surface extraite faussement classé.

3.4.1.3. Analyse de la représentativité des objets extraits par classe

L'évaluation des résultats est poursuivie en se focalisant sur les trois classes anthropiques bâtiment, route et lot de stationnement. Ce sont les classes susceptibles de montrer des confusions. L'évaluation est réalisée en analysant la représentativité des objets extraits par rapport à ceux réels en termes de nombre d'objets, de surface détectée et d'erreur de position. Pour la classe route, l'analyse de représentativité est conduite en terme de longueur de route au lieu de nombre d'objets.

a. Évaluation par rapport au nombre d'objets extraits

Cette évaluation est conduite pour les classes bâtiment et lot de stationnement. Son objectif est d'évaluer l'approche par rapport à la réalité en termes de nombre d'objets extraits. Elle est conduite à travers la détermination des indices suivants :

$$\text{Exhaustivité} = \frac{N_{CE}}{N_R} \quad (3.26)$$

$$\text{Bonne extraction} = \frac{N_{CE}}{N_E} \quad (3.27)$$

Avec,

N_{CE} : nombre d'objets correctement extraits ;

N_R : nombre d'objets de référence ;

N_E : nombre d'objets extraits.

Pour la classe route, cette évaluation est conduite pour estimer le pourcentage de la longueur du réseau routier qui est correctement extrait. Ainsi, les indices d'exhaustivité et de bonne extraction sont calculés cette fois en terme de longueur :

$$Exhaustivité = \frac{L_{CE}}{L_R} \quad (3.28)$$

$$Bonne\ extraction = \frac{L_{CE}}{L_E} \quad (3.29)$$

Avec,

L_{CE} : longueur d'objets correctement extraits ;

L_R : longueur d'objets de référence ;

L_E : longueur d'objets extraits.

b. Évaluation géométrique des objets extraits

Le but de cette analyse est d'évaluer la précision géométrique des objets extraits. Cette précision est déterminée par rapport à la réalité terrain. L'évaluation géométrique est réalisée selon deux indices : rapport de surface et erreur de position.

(1) Rapport de surface

L'analyse à travers le rapport de surface permet de renseigner pour chaque objet, le pourcentage de la superficie correctement extraite. Le rapport de surface est déterminé comme suit :

$$Rapport\ de\ surface = \frac{S(Objet_réel \cap Objet_extrait)}{S(Objet_réel)} \quad (3.30)$$

Avec S désignant la superficie. Cette évaluation des surfaces réelles par rapport à celles extraites est réalisée par classe d'objets.

(2) Erreur de position

Elle se rapporte à l'écart en position géographique entre les objets extraits et ceux de la réalité terrain. Cette analyse est conduite pour chaque classe d'objets. Pour la déterminer, un certain nombre de points homologues est choisi sur les couches d'objets extraits et ceux de la réalité terrain. La distance entre chaque paire de points homologues est ensuite calculée. L'erreur en position liée à une couche d'objets extraits est égale à la moyenne de ces distances.

$$Erreur\ position = \frac{\sum_{k=1}^n \left(\sqrt{(x_{ext} - x_{ref})^2 + (y_{ext} - y_{ref})^2} \right)}{n} \quad (3.31)$$

n étant le nombre de points homologues choisis. (x_{ext}, y_{ext}) sont les coordonnées du point extrait et (x_{ref}, y_{ref}) sont les coordonnées de son homologue sur la couche de référence.

Cette évaluation a concerné les objets bâtiment, route et lot de stationnement. Le choix des points homologues dépend de la classe d'objets. Dans le cas des bâtiments, les points homologues sont choisis aux coins des bâtiments. Pour les routes, les points homologues choisis sont répartis sur les axes des routes extraites et réelles.

3.4.1.4. Analyse de la qualité sémantique de l'extraction

La qualité de l'extraction est analysée à travers les mesures de qualité déterminées par l'approche, à savoir le degré de précision et le degré de certitude.

3.4.2. Analyse de la base des règles utilisée

L'analyse de l'étape de la création de la base des règles cherche à étudier d'une part la sensibilité des seuils des attributs et d'autre part la pertinence des règles.

L'analyse de sensibilité des seuils permet d'évaluer la qualité des seuils déterminés automatiquement. Des variations sont introduites dans les valeurs trouvées automatiquement.

La règle correspondante est appliquée et les valeurs du taux de bonne extraction et des erreurs d'omission et de commission sont déterminées. La comparaison des résultats permet de renseigner sur la qualité du seuil.

L'analyse de la pertinence des règles renseigne sur l'apport des règles utilisées. Elle étudie l'influence des règles sur la précision de l'extraction. Elle permet d'identifier les règles qui sont les plus pertinentes pour une classe d'objets. Des combinaisons des règles utilisées sont appliquées successivement sur la même image. Pour chaque combinaison, les taux de bonne et de fausse extraction sont déterminés.

3.4.3. Étude de la transposabilité de l'approche d'extraction proposée

L'étude de la transposabilité de l'approche cherche à vérifier si la base de règles est transposable dans l'espace et dans le temps. Afin d'étudier la performance de l'approche d'extraction proposée, elle est appliquée sur différents extraits d'images de différents sites et de différents capteurs. Il est intéressant de comparer les résultats obtenus par application de l'approche sur des extraits d'images de la même zone mais de dates différentes. Les résultats seront comparés dans le but de vérifier la correspondance entre les deux extractions.

4. Application

L'approche proposée pour l'extraction automatique de l'information géographique est appliquée sur des images à THRS. Dans la première partie de ce chapitre, les images utilisées ainsi que les prétraitements réalisés sont exposés. Elle est suivie de la présentation des résultats ainsi que leurs analyses et interprétations. Ce chapitre se termine par une discussion générale.

4.1. Données de travail

4.1.1. Images satellitaires à THRS

L'approche d'extraction automatique est évaluée sur des extraits de l'image Ikonos de Sherbrooke (figure 4.1). Elle a été prise le 20 mai 2001 à 15 h 50 GMT (10 h 50 heure locale). L'image panchromatique et l'image multispectrale sont utilisées. L'image panchromatique est de résolution spatiale de 1m. L'image multispectrale est constituée de 4 bandes (bleu, vert, rouge et proche infrarouge) et elle est d'une résolution spatiale de 4m. Les images ont été acquises par temps clair avec une atmosphère dégagée et une très bonne visibilité (20 – 25 km). Le tableau 4.1 regroupe les caractéristiques techniques de cette image.

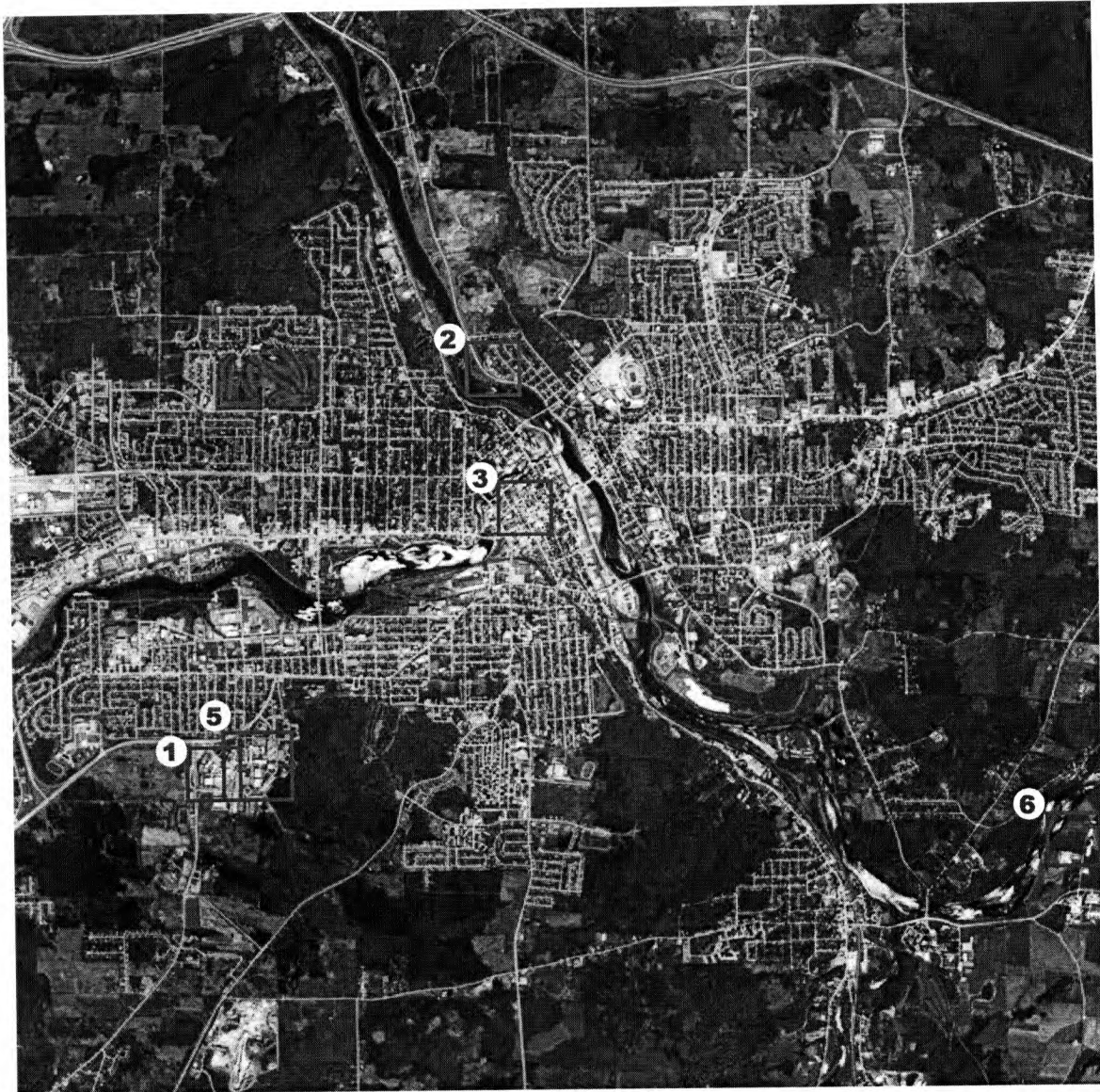


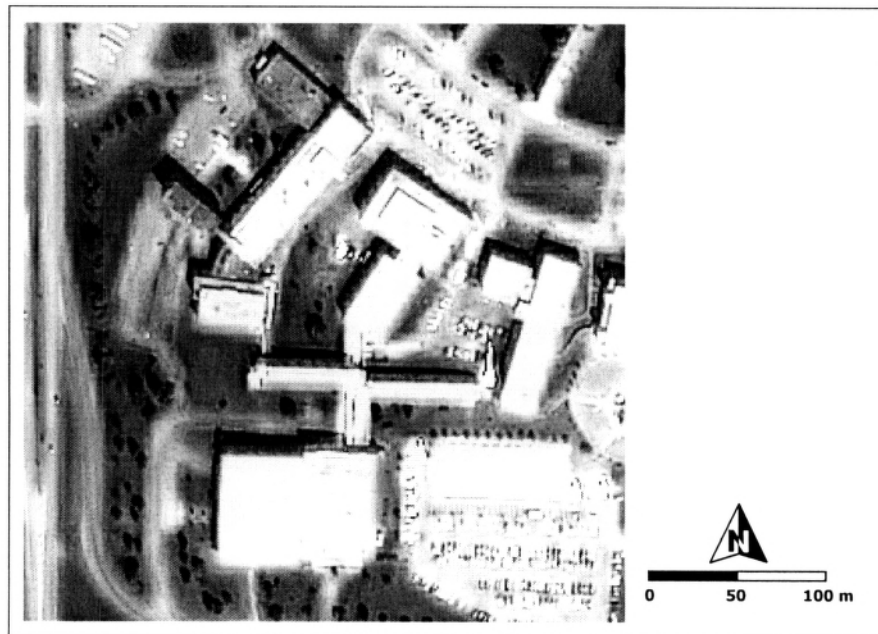
Figure 4.1. Image Ikonos 2001 de Sherbrooke

(Les numéros sont relatifs aux sites d'étude choisis. Les sites 5 et 6 utilisées pour évaluer la nouvelle approche de segmentation proposée. Ils correspondent respectivement au site urbain et site rural)

Différents sites extraits de l'image Ikonos de Sherbrooke ont été utilisés pour tester notre approche. Ces sites représentent des zones de complexité différente. La complexité de l'image est désignée par la nature, la densité et la taille des objets y figurant. Ces sites sont extraits des images multispectrale et panchromatique. Ils sont présentés dans les figures 4.2, 4.3 et 4.4. Leur description est donnée dans le tableau 4.2.

Tableau 4.1. Caractéristiques techniques de l'image Ikonos de Sherbrooke

Bandes		Résolution spatiale (m)	Résolution spectrale (μm)
Panchromatique		1	0,45 – 0,90
Multispectrale	Bleu (B)	4	0,45 – 0,52
	Vert (V)		0,51 – 0,60
	Rouge (R)		0,63 – 0,70
	Proche Infra Rouge (PIR)		0,76 – 0,85
Échelle de niveau de gris		Acquisition en 11 bits variant de 0 à 2046	
Heure et date d'acquisition		15h 50 GMT, 20 mai 2001	
Position du capteur		Élévation : 67,5 degrés ; Azimut : 354,0 degrés	
<i>Position du soleil</i>		Élévation : 62,5 degrés ; Azimut : 151,8 degrés	

**Figure 4.2. Site 1 de l'image Ikonos de Sherbrooke 2001**

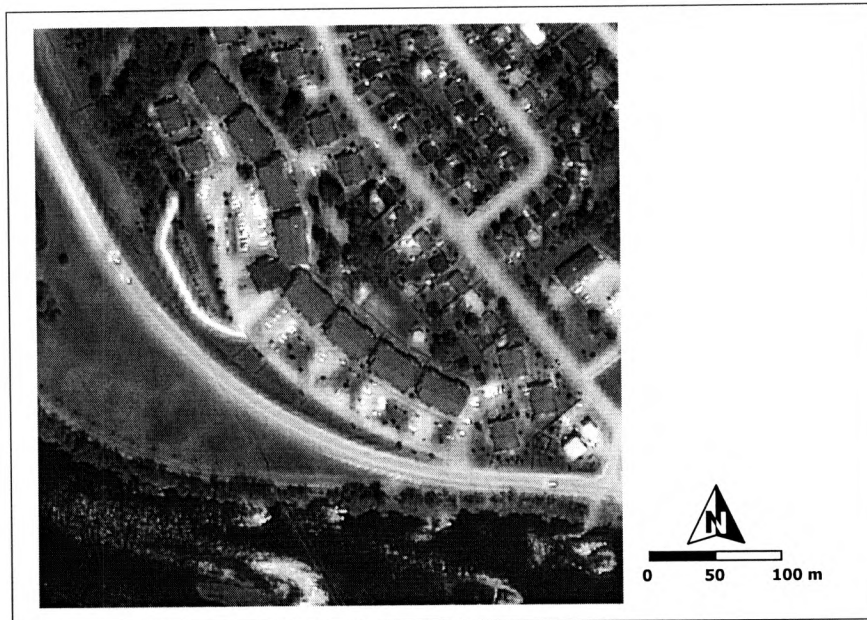


Figure 4.3. Site 2 de l'image Ikonos de Sherbrooke 2001

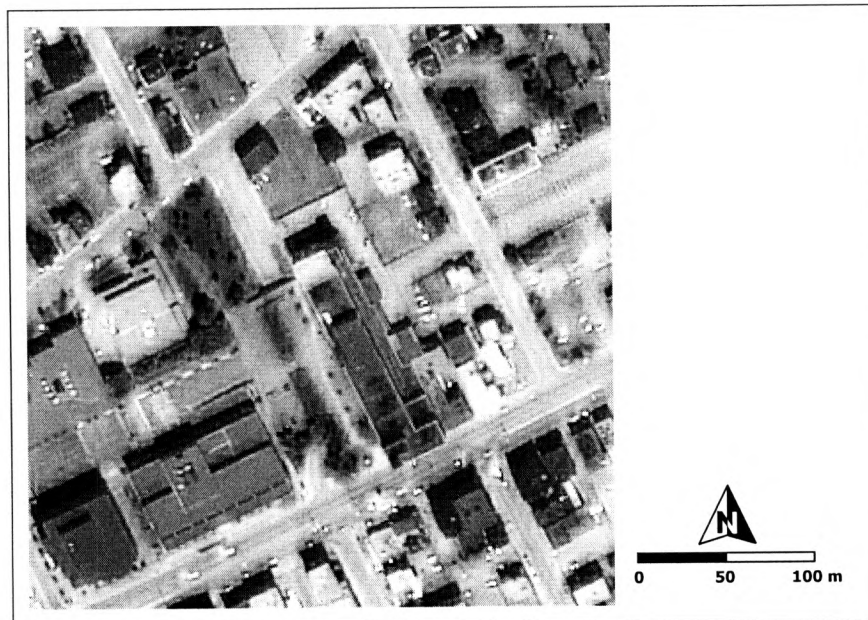


Figure 4.4. Site 3 de l'image Ikonos de Sherbrooke 2001

Tableau 4.2. Description des sites utilisés de l'image Ikonos

Site	Description
Site 1	<i>Campus principal de l'université de Sherbrooke :</i> Zone administrative. Densité assez faible. Grands bâtiments. Routes de différentes largeurs. Grandes lots de stationnement. Présence de voitures. Surfaces de végétation (pelouse et arbres isolées).
Site 2	<i>Quartier Nord :</i> Zone habitat. Densité moyenne. Bâtiments de différentes tailles (moyennes et petites), construits avec différents matériaux. Routes de différentes natures. Petits lots de stationnements (de quartiers). Surfaces de végétation variables (pelouse et forêt). Présence de surface d'eau (partie de rivière).
Site 3	<i>Centre ville :</i> Zone de centre ville. Densité plus forte. Bâtiments de différentes tailles et natures. Routes de différentes largeurs. Lots de stationnement de différentes tailles. Présence de voitures. Présence de surfaces de pelouses et arbres. Pas de surfaces d'eau.

D'autres extraits de l'image Ikonos 2001 de Sherbrooke sont utilisés pour tester la performance de l'approche de segmentation proposée. Ils représentent des zones rurales et des zones urbaines denses. Ils sont présentés dans la partie relative aux résultats de la segmentation.

D'autres images sont utilisées pour évaluer différents aspects de l'approche. Il s'agit d'une autre image Ikonos de Sherbrooke prise en novembre 2004. Cette image est utilisée dans notre recherche pour tester le transfert de la connaissance de l'approche proposée. Un extrait équivalent au site 1 défini dans l'image Ikonos 2001 a été choisi. Les résultats obtenus sur les deux sites sont comparés. Le site 1 est choisi parce qu'il n'a pas subi de changement entre 2001 et 2004.

Afin d'évaluer l'approche sur d'autres images satellitaires, une image Quickbird de la ville de Rabat (Maroc) a été utilisée. Elle a été prise le 17 août 2004 à 11 h 13 GMT. Les deux images panchromatique et multispectrale ont été utilisées. Leurs résolutions spatiales sont de 0,6 m et 2,4 m respectivement. Les bandes spectrales fournies sont celles du bleu, vert, rouge et proche infrarouge (Annexe C).

4.1.2. Données de référence

Les données de référence utilisées pour valider l'approche sont des couches d'objets issues de la BDG de la ville de Sherbrooke et complétées par une interprétation visuelle des images étudiées. Le choix de créer la réalité terrain par cette méthode est d'avoir une réalité terrain la plus fidèle possible. La consultation des données existantes telles que la BDG de la ville de Sherbrooke par exemple, a révélé que les couches ne sont pas exhaustives par rapport à l'image. Certains objets n'y figurent pas comme par exemple les voies de communications à l'intérieur du campus de l'université de Sherbrooke (Site 1). Ainsi, les objets des classes étudiées, qui ne figuraient pas sur les couches de la BDG, ont été restitués sur écran à partir des images de travail.

Les données de la réalité terrain sont organisées dans des couches vectorielles correspondant chacune à une des classes étudiées : « végétation », « sol nu », « eau », « bâtiment », « route » et « lot de stationnement ». La figure 4.5 montre les données de référence pour chacun des sites étudiés. Dans notre travail, nous ne nous intéressons pas à la totalité de l'image. Seuls les objets des classes étudiées sont représentés. Les zones de non intérêt sont représentées en blanc.

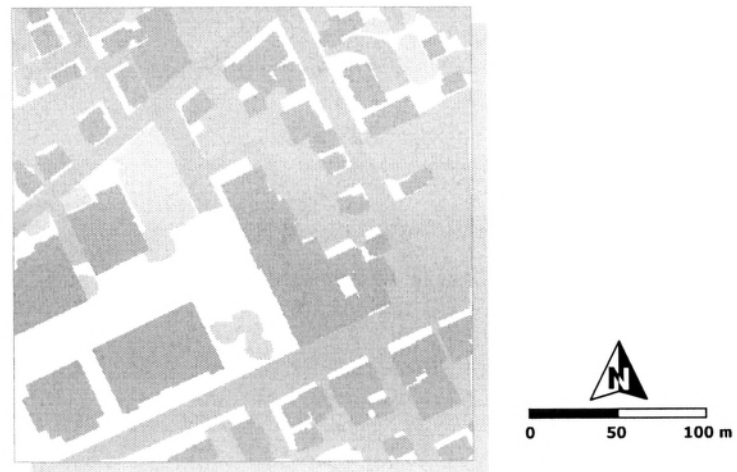
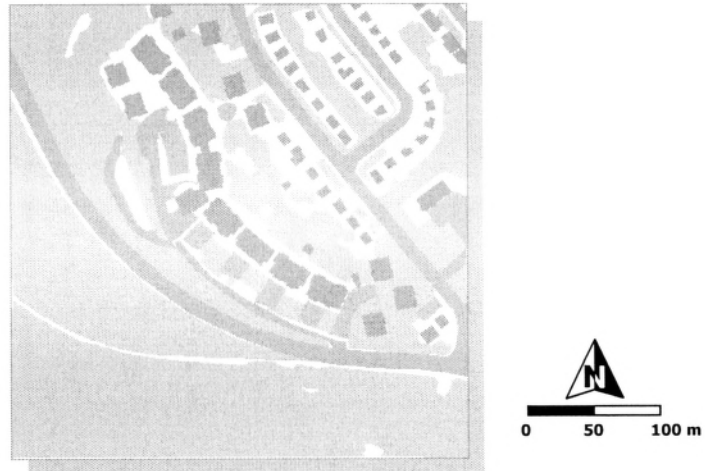
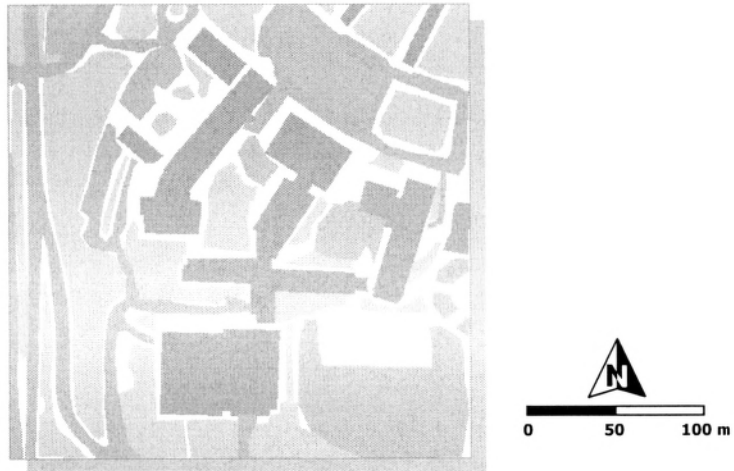


Figure 4.5. Couches de réalité terrain des sites 1, 2 et 3

4.2. Prétraitements des images

Les prétraitements réalisés concernent d'une part, la fusion des images multispectrale et panchromatique et d'autre part la création de l'image contours. La fusion est réalisée pour améliorer la résolution spatiale de l'image multispectrale. L'image panchromatique est exploitée pour la création de l'image des contours, vu que certains détails sont plus contrastés sur cette image que sur l'image multispectrale. L'image contours et l'image multispectrale fusionnée sont utilisées dans l'approche proposée de segmentation coopérative régions-contours à seuil adaptif.

4.2.1. Fusion images multispectrale - panchromatique

Afin de bénéficier mutuellement de l'information multispectrale et de la très haute résolution spatiale, une fusion entre chacune des bandes multispectrales (bleu, vert, rouge, proche-infrarouge) et l'image panchromatique est réalisée. La méthode de fusion utilisée est celle proposée par He *et al.* (2004). Elle permet de préserver fidèlement les valeurs numériques de l'image originale. Le résultat est une image qui a les propriétés spectrales de l'image multispectrale et qui intègre aussi les détails spatiaux de l'image panchromatique (figure 4.6).

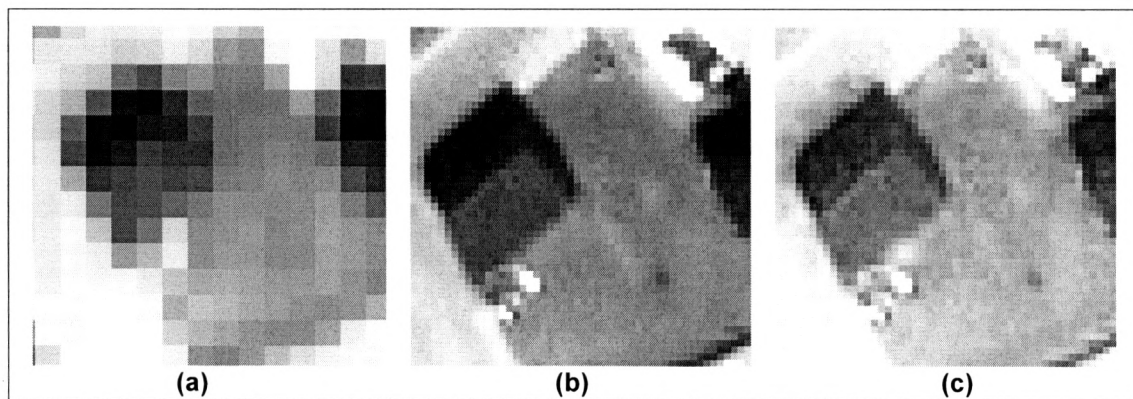


Figure 4.6. Fusion d'image panchromatique et multispectrale

(a) Image multispectrale de résolution spatiale de 4m (b) image panchromatique de 1m et (c) image résultante de la fusion de (a) et (b) par la méthode de He *et al.* (2004)

L'un des avantages de cette technique de fusion est la faible corrélation de la bande panchromatique et les autres bandes multispectrales (tableau 4.3). Par conséquent, l'intégration de la bande panchromatique dans notre processus de segmentation coopérative n'entraîne pas une redondance des données. Le tableau suivant présente les coefficients de corrélation entre les différentes bandes de l'image originale et celle fusionnée.

Tableau 4.3. Matrice de corrélation entre les bandes spectrales originales et celles fusionnées (He *et al.*, 2004)

Bandes	Panchromatique	Rouge	Vert	Bleu
Panchromatique	1,00	0,50	0,52	0,45
Rouge	0,50	1,00	0,98	0,94
Vert	0,52	0,98	1,00	0,97
Bleu	0,45	0,94	0,97	1,00
Rouge Fusionnée	0,59	0,97	0,95	0,91
Vert Fusionnée	0,63	0,93	0,94	0,91
Bleu Fusionnée	0,54	0,92	0,94	0,97

4.2.2. Création de l'image contours

La création de l'image contours est réalisée à partir de l'image panchromatique. En effet, certains détails sur cette image sont plus contrastés par rapport aux autres bandes multispectrales (figure 4.7). Cette information sur les contours va être intégrée dans la segmentation coopérative afin d'avoir des limites de segments les plus fidèles à la réalité.

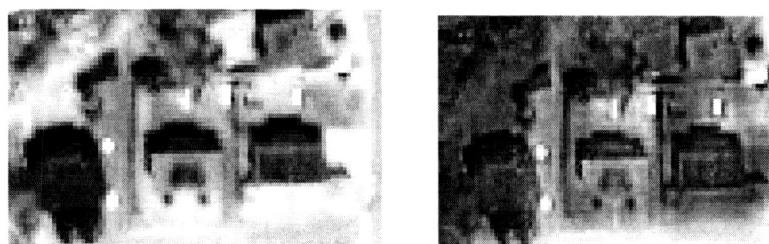


Figure 4.7. Objets plus contrastés sur l'image panchromatique que sur l'image multispectrale fusionnée (Ikonos de Sherbooke, 2001).

L'information sur les contours est créée à travers une segmentation de l'image panchromatique. Étant donné que l'image à THRS présente plusieurs nuances et afin de ne détecter que les contours « fiables », un lissage de l'image panchromatique est réalisé avant sa segmentation. Le but de ce lissage est de réduire le bruit de l'image sans qu'il affecte les limites des objets. L'algorithme adopté est un algorithme de lissage qui préserve les contours proposé par Nagao et Matsuyama (1979). Son principe consiste à affecter à chaque pixel la moyenne des pixels voisins les plus homogènes. Pour cela, il se base sur 9 masques (figure 4.8) : quatre masques hexagonaux, quatre masques pentagonaux et un masque carré 3x3. Il affecte au pixel la moyenne des valeurs du masque dont la variance est la plus petite.

$$v_p = \bar{v}_m \mid var_m = \min(\bar{v}_m); m = 1 : 9 \quad (4.1)$$

Avec,

v_p : valeur du pixel p ;

\bar{v}_m : moyenne des valeurs des pixels du masque m;

var_m : variance des valeurs des pixels du masque m;

$\min()$: valeur minimale.

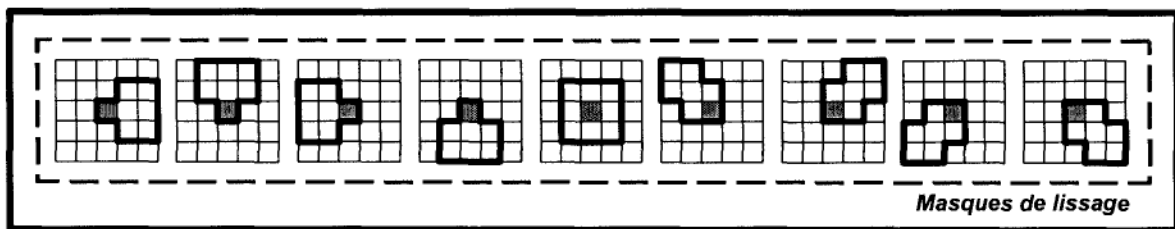


Figure 4.8. Masques de l'algorithm de lissage utilisé

L'algorithme permet non seulement de réduire le bruit des zones homogènes mais aussi de diminuer l'aspect flou des limites, ce qui aide leur détection. Il permet de résoudre le bruit sur l'image tout en préservant les contours (figure 4.9).

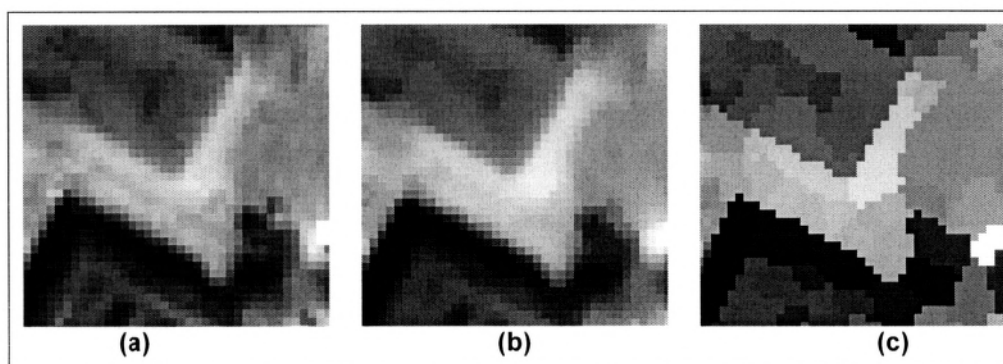


Figure 4.9. Comparaison d'algorithmes de lissage

(a) Extrait de l'image panchromatique (b) lissage par filtre médian et (c) lissage par l'algorithme préservant les contours

La méthode utilisée pour la segmentation de l'image panchromatique lissée est celle par croissance de région avec un seuil d'homogénéité spectrale automatique et adaptif. La méthode de détermination du seuil est la même présentée dans la section 3.3.1.1.d (*Seuil d'homogénéité spectrale adaptif et automatique*).

Cette méthode proposée pour la création de l'image des contours présente les avantages suivants : d'une part, la méthode ne demande aucun paramètre ou donnée d'entrée. Le seuil d'homogénéité spectrale est obtenu automatiquement comme expliqué auparavant. D'autre part, l'intégration, dans notre approche, de l'information sur les contours présentée sous forme de régions est plus appropriée que sous forme de lignes (pixels contours en noir sur fond blanc). Il permet d'éviter le problème lié à l'affectation des pixels contours : à laquelle des régions adjacentes le pixel contour va être affecté ? Les limites des segments sont ainsi plus proches de la réalité.

4.3. Présentation des résultats

4.3.1. Résultats du passage des pixels aux primitives objets

La création des primitives est réalisée par segmentation de l'image multispectrale fusionnée par l'approche de segmentation proposée. Les figures 4.10, 4.11 et 4.12 présentent les résultats relatifs aux différents sites d'étude.



Figure 4.10. Résultat de l'application de l'approche de segmentation proposée sur l'image du site 1



(a) image panchromatique



(b) image multispectrale



(c) image panchromatique segmentée



(d) image multispectrale segmentée

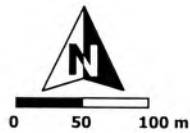


Figure 4.11. Résultat de l'application de l'approche de segmentation proposée sur l'image du site 2

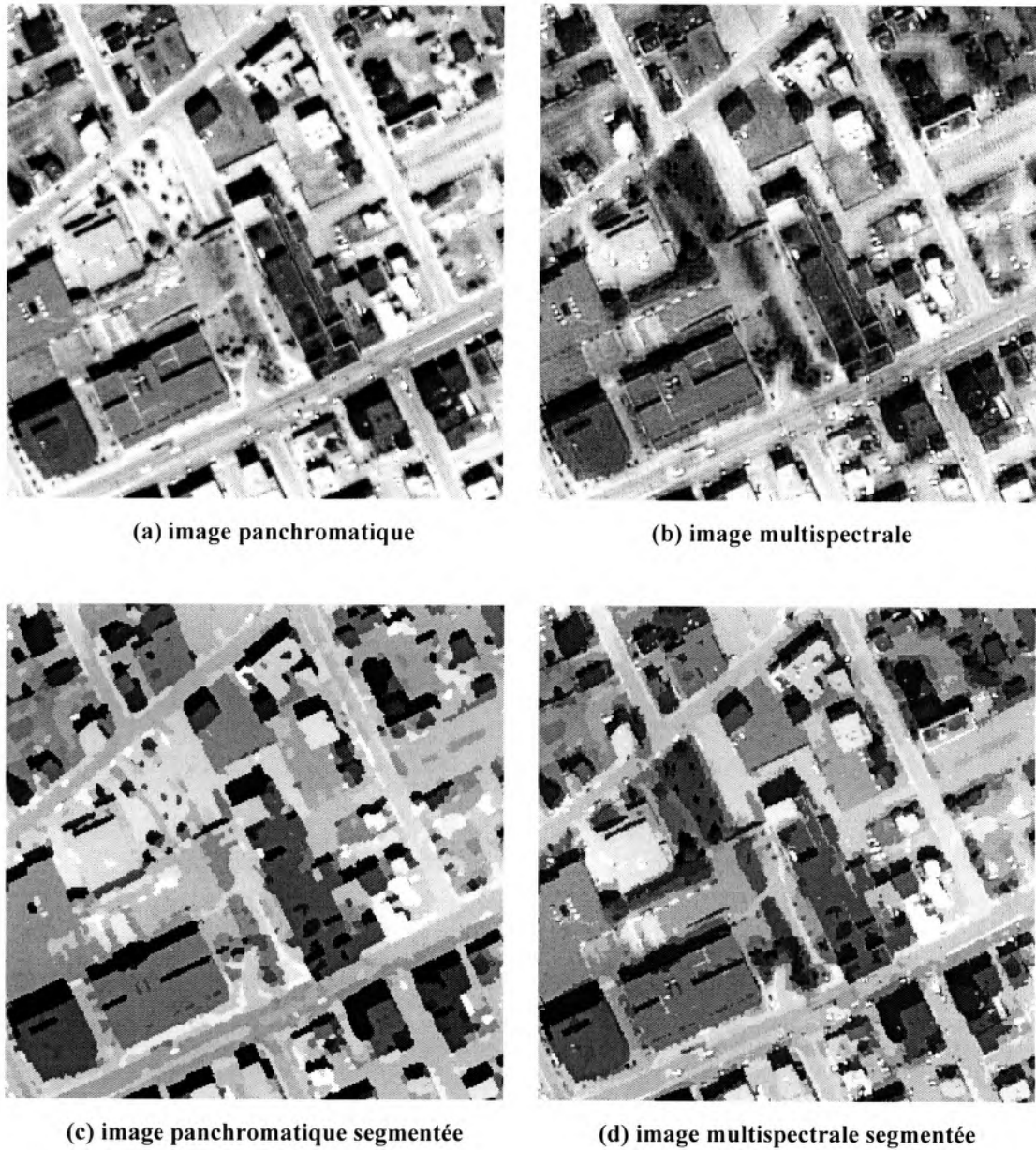


Figure 4.12. Résultat de l'application de l'approche de segmentation proposée sur l'image du site 3

4.3.2. Résultats de l'extraction automatique des objets

Les résultats de l'application de l'approche proposée pour l'extraction automatique des objets à partir des images à THRS sont des couches vectorielles par classe d'objets. À chaque couche est associée une couche de précision qui traduit le degré d'affectation de l'objet à la classe.

Les figures 4.13, 4.14 et 4.15 présentent les couches des objets extraits des classes pelouse, arbres, bâtiment, route et lot de stationnement.

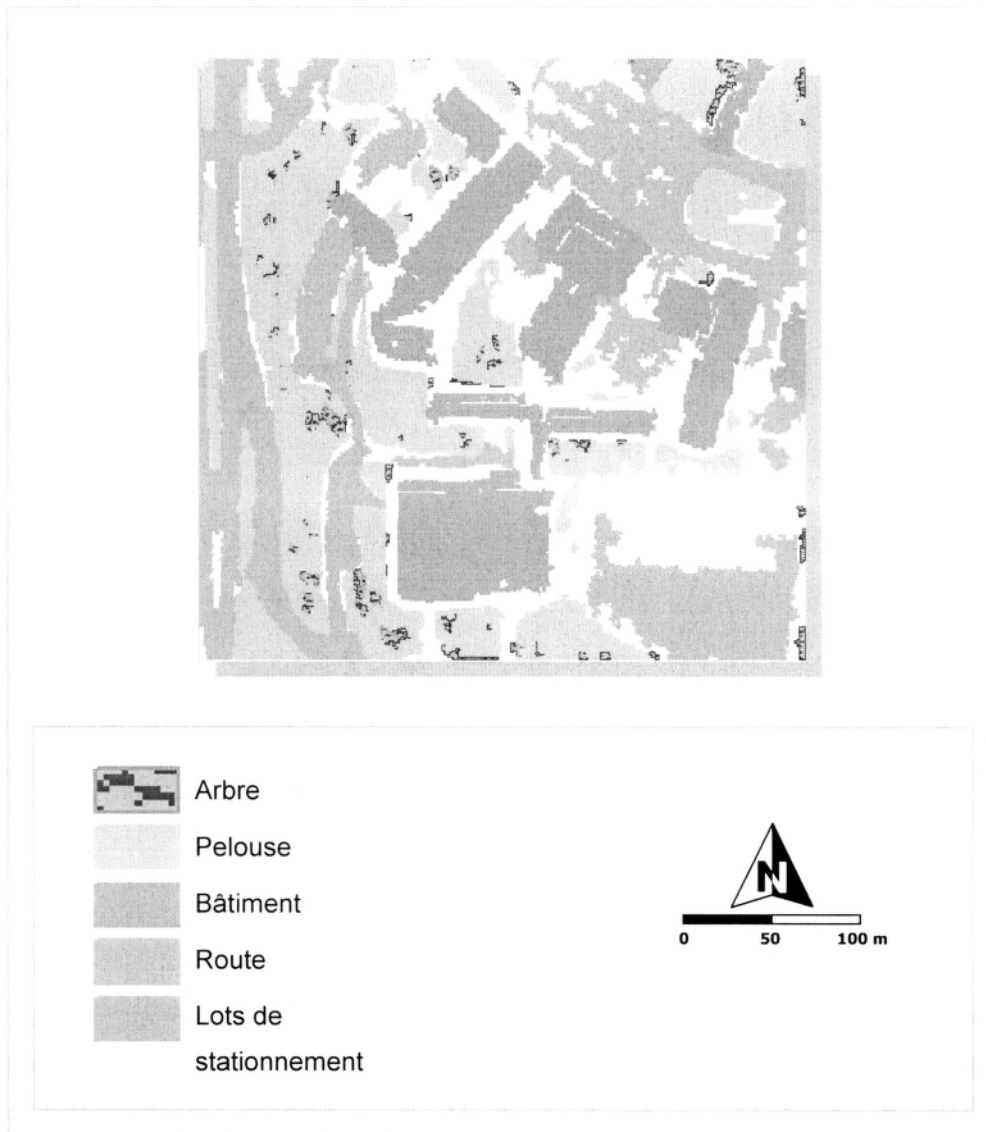


Figure 4.13. Couches des objets extraits du site 1

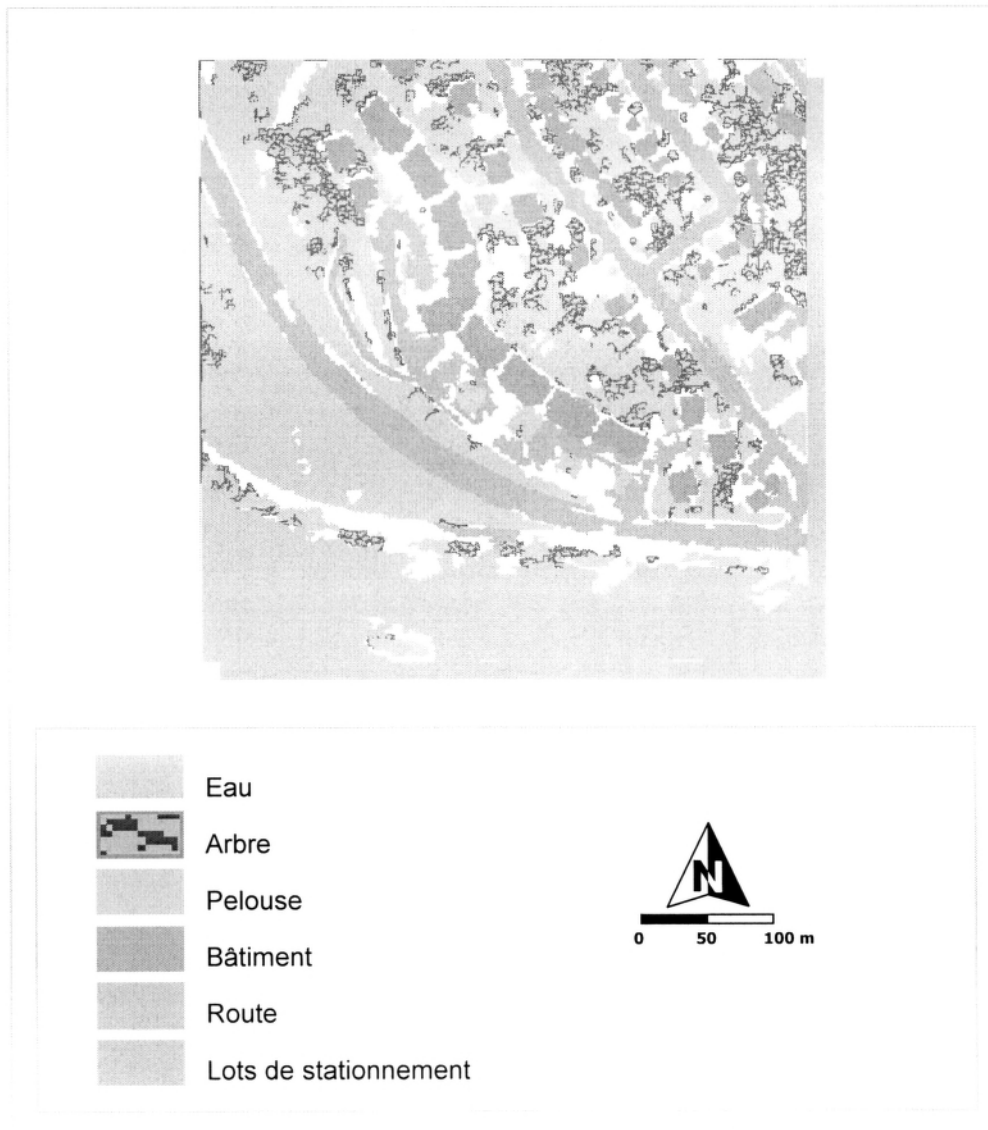


Figure 4.14. Couches des objets extraits du site 2



Figure 4.15. Couches des objets extraits du site 3

4.4. Analyse des résultats

4.4.1. Confrontation avec la réalité terrain

La comparaison des objets extraits avec la réalité terrain est réalisée d'abord au niveau de toutes les classes. L'évaluation est faite à travers des matrices de confusion avec les erreurs d'omission et de commission. Puisque la confusion est présente entre les objets des classes non naturelles, l'analyse est poursuivie en se concentrant sur les classes bâtiment, route et lot de stationnement. Les objets extraits de ces classes sont évalués par rapport à la réalité en terme de nombre d'objets, de pourcentage de surface d'objet extraite et en terme d'erreur de position.

4.4.1.1. Évaluation globale

Une première évaluation des résultats est la comparaison entre la superficie extraite par rapport à celle réelle. Rappelons que, dans notre étude, nous ne nous intéressons pas à la totalité de l'image. La réalité terrain ne représente pas toute l'image. Seulement les classes d'objet d'intérêt sont considérées.

Ainsi, la surface extraite représente en moyenne 80 % de la réalité terrain pour les trois zones d'étude (Indice d'exhaustivité). Le taux de bonne extraction est de l'ordre de 80 %. Le tableau 4.4 présente les indices de qualité de l'extraction pour chaque site d'étude.

Tableau 4.4. Indices de qualité de l'extraction

Indices	Site 1	Site 2	Site 3
Exhaustivité	79 %	83 %	78 %
Bonne extraction	81 %	83 %	73 %

Les meilleures valeurs des indices d'exhaustivité et de bonne extraction sont obtenues pour le site 2, alors que le site 3 présente les plus faibles valeurs de ces indices de qualité. À signaler que pour le calcul de ces indices, nous n'avons considéré que les classes d'objets d'intérêt. Les surfaces d'ombre ne sont pas prises en compte.

4.4.1.2. Matrices de confusion

Les couches d'objets extraits ont été comparées avec celles de leurs homologues réels. La matrice de confusion est calculée d'abord en termes de pourcentage de surface. Nous avons fait ce choix parce que pour les classes naturelles, il est difficile d'avoir le nombre d'objets. Les classes arbre et pelouse sont regroupées sous la classe végétation et les classes route et lot de stationnement sont regroupées sous la classe voirie. Dans une deuxième étape, nous évaluons l'extraction des objets des classes anthropiques en termes de nombre d'objets pour les classes bâtiment et lot de stationnement et en termes de longueur pour la classe route. Les tableaux 4.5, 4.6 et 4.7 représentent les matrices de confusion des trois sites d'étude.

Tableau 4.5. Matrice de confusion du site 1

Site 1		Réalité terrain						
		Végétation	Sol	Eau	Bâtiment	Voirie	Bonne Extraction	Erreur de commission
Approche proposée	Végétation	84	0	0	0	1	84	16
	Sol	0	0	0	0	0	-	-
	Eau	0	0	0	0	0	-	-
	Bâtiment	1	0	0	80	0	84	16
	Voirie	3	0	0	2	74	78	21
	Exhaustivité	84	0	0	80	74		
	Erreur d'omission	16	0	0	20	26		

En % de surface

Tableau 4.6. Matrice de confusion du site 2

Site 2		Réalité terrain						
		Végétation	Sol	Eau	Bâtiment	Voirie	Bonne Extraction	Erreur de commission
Approche proposée	Végétation	84	0	3	2	2	81	19
	Sol	0	0	0	0	0	-	-
	Eau	0	0	90	0	0	99	1
	Bâtiment	0	0	0	78	0	81	19
	Voirie	2	0	0	4	71	72	28
	Exhaustivité	84	-	90	78	71		
	Erreur d'omission	16	-	10	21	29		

En % de surface

Tableau 4.7. Matrice de confusion du site 3

Site 3		Réalité terrain						
		Végétation	Sol	Eau	Bâtiment	Voirie	Bonne Extraction	Erreur de commission
Approche proposée	Végétation	85	0	0	0	0	71	29
	Sol	0	0	0	0	0	-	-
	Eau	0	0	0	0	0	-	-
	Bâtiment	0	0	0	77	2	78	22
	Voirie	0	0	0	1	81	75	25
	Exhaustivité	85	0	0	77	81		
	Erreur d'omission	15	0	0	23	19		

En % de surface

Pour les classes naturelles, les taux d'extraction varient de 84 % à 90 %. Les erreurs de commission varient de 1 % à 29 %. Pour les erreurs d'omission, des pourcentages allant de 10 à 16 sont obtenus. Quant aux classes anthropiques, les taux d'extraction varient de 71 % à 81 %. Les erreurs d'omission sont de 19 % à 29 %. Alors que les erreurs de commission varient de 16 % à 28 %. En se concentrant sur chaque classe à part, la classe de voirie présente des taux d'extraction variant de 71 % à 81 % alors que la classe bâtiment montre des taux de

l'ordre de 77 % à 80 %. Rappelons que ce sont les pourcentages de surface extraite et non de nombre d'objets extraits. Pour les erreurs d'omission, elles varient de 20 % à 23 % pour la classe d'objets bâtiment, et de 19 % à 29 % pour la classe voirie. Quant aux erreurs de commission, 16 % à 22 % de la surface totale des objets bâtiment extraits sont mal classés. Pour la classe voirie, elles sont de l'ordre de 21 % à 28 %.

4.4.1.3. Analyse de la représentativité des objets extraits par classe

a. Nombre d'objets extraits

L'analyse est poursuivie en se focalisant sur les trois classes non naturelles bâtiment, route et lot de stationnement. L'évaluation est réalisée en analysant la représentativité des objets extraits par rapport à ceux réels en termes de nombre d'objets. Pour les objets de la classe route, ils sont évalués par rapport à la longueur du réseau qui est bien extraite. Les tableaux 4.8, 4.9 et 4.10 présentent les indices de qualité de l'extraction pour les classes bâtiment, route et lot de stationnement.

Tableau 4.8. Indices de qualité de l'extraction des objets bâtiments

Indices	Site 1	Site 2	Site 3
Exhaustivité	93 %	77 %	96 %
Bonne extraction	93 %	98 %	90 %

En % de nombre d'objets

Tableau 4.9. Indices de qualité de l'extraction des objets routes

Indices	Site 1	Site 2	Site 3
Exhaustivité	84 %	96 %	90 %
Bonne extraction	90 %	86 %	75 %

En % de longueur de route

Tableau 4.10. Indices de qualité de l'extraction des objets lots de stationnement

Indices	Site 1	Site 2	Site 3
Exhaustivité	100 %	56 %	70 %
Bonne extraction	100 %	56 %	77 %

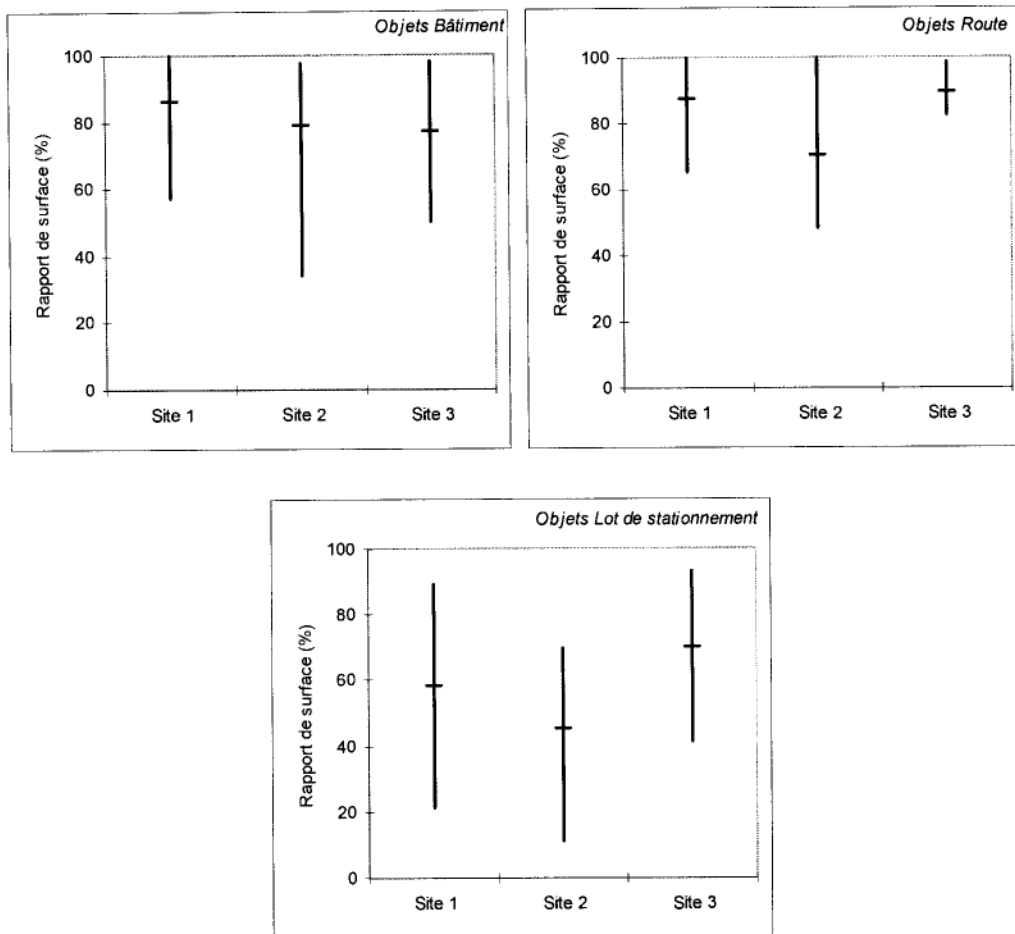
En % de nombre d'objets

Cette analyse, complémentaire à celle des matrices de confusion, renseigne sur la qualité de l'extraction. Ainsi, pour la classe bâtiment, les taux de bonne extraction varient de 90 % à 98 %, avec des erreurs d'omission de 4 % à 13 %. Pour les objets route, les réseaux réels sont extraits de 84 % à 96 % de leur longueur totale. Les taux de bonne extraction sont de 75 % à 90 %. Quant aux objets lots de stationnement, les taux varient de 100 % à 56 %. C'est le site 2 qui présentent les plus faibles taux.

b. Surface extraite par objet

Cette analyse permet de vérifier le pourcentage de surface de l'objet réel qui est bien extraite. Elle est conduite pour chaque classe. La figure 4.16 présente les résultats pour les classes bâtiment, route et lot de stationnement et ce pour les trois sites d'étude. Les graphes montrent la valeur moyenne (tiret horizontal). Le trait vertical joint la valeur minimale et la valeur maximale.

Les objets des classes « bâtiment » et « route » sont extraits avec une moyenne de 80 % de leurs surfaces. Les objets de la classe « lot de stationnement » présentent les faibles rapports de surface avec une moyenne de l'ordre de 60 %.



**Figure 4.16. Rapport de surface pour les objets des classes anthropiques
(Pour les trois sites d'étude)**

c. Erreur de position

La figure 4.17 présente les résultats de l'analyse selon l'erreur de position des objets bâtiment et route pour les trois sites d'étude. Les graphes montrent l'erreur de position moyenne (tiret horizontal). Le trait vertical joint la valeur minimale et la valeur maximale de l'erreur de position obtenues dans chaque site.

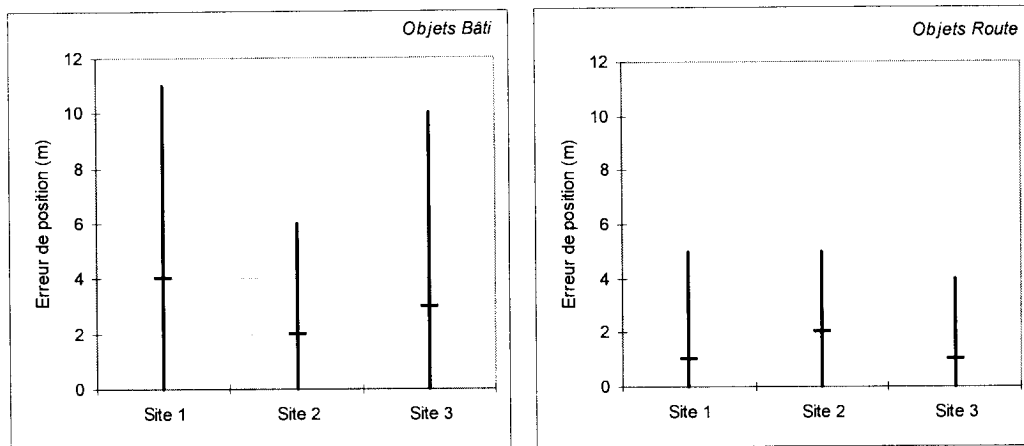


Figure 4.17. Erreur de position pour les objets extraits des classes bâtiment et route pour les trois sites d'étude

Pour les bâtiments, les erreurs moyennes (traits horizontaux) ne dépassent pas 4 m. La distance entre les coins de bâtiments homologues peut varier de 0 à 10 m. Pour les axes des routes extraites et réelles, l'écart peut être nul (axes superposés) ou peut atteindre jusqu'à 5 m.

Même constatation que dans l'analyse du rapport de surface : les bâtiments présentent les écarts les plus élevés. L'erreur en position peut atteindre jusqu'à 11 m (cas de bâtiment de la zone 1). Alors que dans le cas des routes, elle ne dépasse pas 6 m. Les valeurs minimales de l'erreur de position sont de l'ordre de 0 m ; ce qui montre qu'entre les objets extraits et réels, il existe des coins de bâtiments ou des points d'axes centraux des routes qui coïncident parfaitement.

4.4.2. Analyse de la segmentation

Les résultats de la segmentation multispectrale, coopérative et non paramétrée sont satisfaisants. L'intégration de l'information sur les contours comme critère additionnel dans la segmentation de l'image multispectrale a produit des segments dont les limites sont en général conformes à ceux de la réalité. La figure 4.18 donne la représentation d'un profil spatial transversal d'image réalisé sur l'image originale (bande rouge) et sur celle segmentée (bande rouge). La comparaison de ces deux profils montre que relativement les changements brusques de niveaux de gris coïncident entre les deux profils.

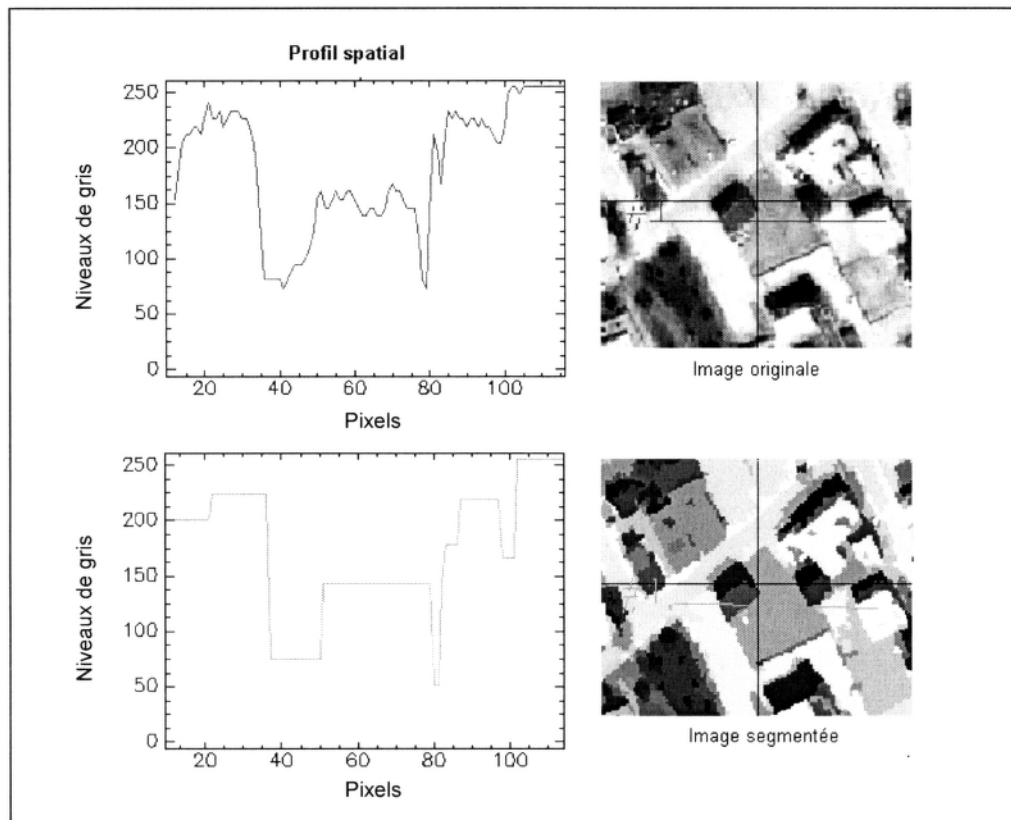


Figure 4.18. Comparaison de profils spatiaux sur la bande rouge de l'image originale et celle segmentée

4.4.2.1. Performance de l'approche par rapport à la complexité de l'image à segmenter

Afin de mieux évaluer la performance de l'approche de segmentation proposée, elle a été testée aussi sur des images de complexité et hétérogénéité variables (figure 4.19) : image d'une zone urbaine très hétérogène comprenant divers objets de natures et tailles différentes (campus de l'université de Sherbrooke), et une image d'une zone agricole avec des grands espaces homogènes et de grands objets (périphérie de Sherbrooke).



Image multispectrale



Image multispectrale segmentée

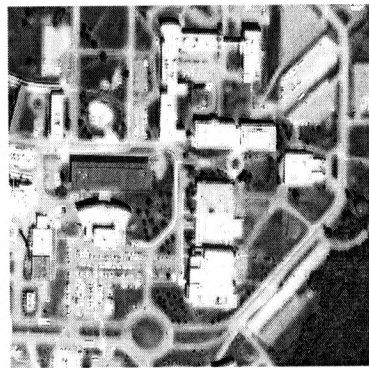


Image multispectrale

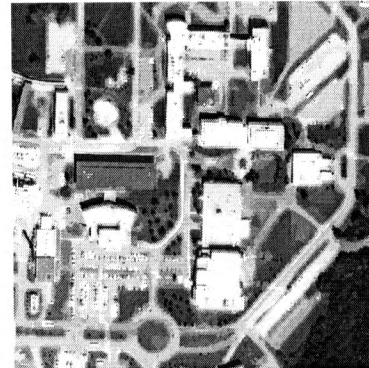


Image multispectrale segmentée

Figure 4.19. Application de l'approche proposée sur des images satellitaires à THRS du milieu rural (en haut) et du milieu urbain (en bas)

Les résultats ont montré la capacité de l'approche proposée à segmenter différentes images de complexité différente. Les résultats montrent l'efficacité de l'utilisation du seuil d'homogénéité spectrale adaptatif. Il a permis la segmentation de différents objets de différentes natures tout en respectant leurs limites et éviter la sous segmentation.

4.4.2.2. Réduction de nombre d'unités de traitement

La segmentation est conduite dans le but de créer les unités de traitement pour une approche basée objets d'analyse d'image. Les résultats obtenus prouvent l'apport d'une telle méthode vis-à-vis de la réduction de nombre d'unité de traitement.

Ainsi, une comparaison quantitative entre les images de référence et les images segmentées montre une grande capacité de réduction du nombre d'unités de traitement. L'approche permet de passer par exemple d'une image originale de 90 000 pixels d'hétérogénéité moyenne à un taux de 90 % de compression. Le tableau 4.11 présente les taux de compression obtenus après application de l'approche sur différentes images.

Tableau 4.11. Taux de réduction du nombre d'unités de traitement par l'approche de segmentation proposée

Images	Nombre d'unités de traitements (pixels) dans l'image de référence	Nombre d'unités de traitements (segments) dans l'image segmentée	Taux de réduction (%)
Image site 1	90 000	8 137	91
Image site 3	90 000	8 343	91
Image urbain	250 000	21 791	91
Image rural	90 000	1 523	98

4.4.3. Analyse de la sensibilité des seuils d'attributs

L'indice de brillance est utilisé pour déterminer les zones d'ombre. L'analyse de sensibilité du seuil de l'indice de brillance a montré que le seuil déterminé automatiquement est un bon choix. Le tableau 4.12 présente les résultats de cette analyse. S représente le seuil de l'indice de brillance déterminé. Des variations ΔS de l'ordre de 10 ont été ajoutées et retranchées de la valeur du seuil.

Tableau 4.12. Analyse de sensibilité des seuils de l'indice de brillance

		Ombre Réel		
		Taux de bonne extraction	Erreur d'omission	Erreur de commission
Ombre Extrait	S	92 %	8 %	28 %
	S - ΔS	77 %	23 %	12 %
	S + ΔS	93 %	7 %	40 %

L'utilisation du seuil trouvé automatiquement a donné les meilleurs résultats. En effet, le taux de bonne extraction obtenu est de l'ordre de 92 % avec une erreur de commission de 28 %. Avec « $S + \Delta S$ », le taux de bonne extraction est le même mais l'erreur de commission est plus élevée (40 %). Alors qu'avec Avec « $S - \Delta S$ », même si l'erreur de commission est plus faible, l'erreur d'omission est importante (23 %).

La figure 4.20 présente le résultat de l'application de la règle utilisée pour la détection de l'ombre sur l'image du site 1. Les zones d'ombre extraites sont comparées à celles obtenues par interprétation visuelle. Les taux obtenus de bonne extraction de l'ombre sont en moyenne de l'ordre de 90 %.

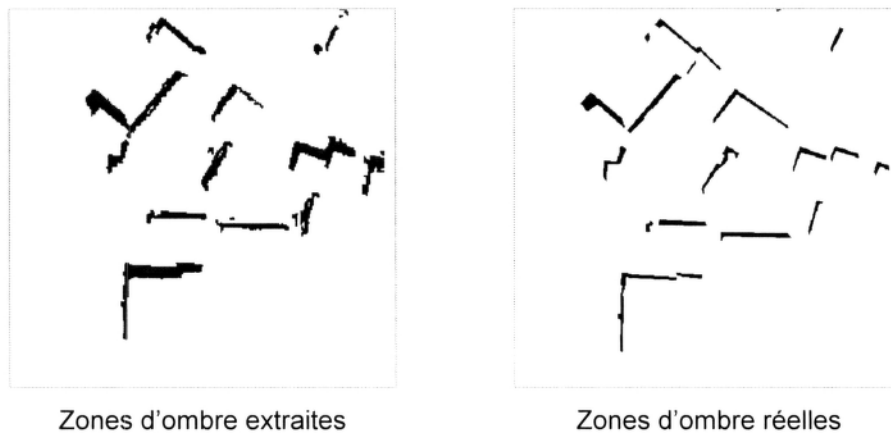


Figure 4.20. Confrontation entre les résultats de la détection de l'ombre et une interprétation visuelle

4.4.4. Analyse de la pertinence des règles

L'analyse de la pertinence des règles renseigne si toutes les règles sont nécessaires. Les tableaux 4.13 et 4.14 présentent quelques exemples des résultats de cette analyse.

Tableau 4.13. Analyse de la pertinence des règles (Site 1)

Règles appliquées (*)	Bâtiment		Route	
	% de bonne extraction	Taux de fausse extraction	Taux de bonne extraction	Taux de fausse extraction
S	96	78	91	77
C	64	36	100	82
G	75	72	82	75
S+C	64	34	91	69
S+G	75	77	76	57
C+G	64	31	82	72
S+C+G	64	29	81	48

(*) C : règles contextuelles; G : règles géométriques; S : règles spectrales

Tableau 4.14. Analyse de la pertinence des règles (Site 2)

Règles appliquées (*)	Bâtiment		Route	
	% de bonne extraction	Taux de fausse extraction	Taux de bonne extraction	Taux de fausse extraction
S	98	82	97	71
C	70	17	74	91
G	99	89	74	70
S+C	70	17	97	65
S+G	97	79	73	43
C+G	70	17	74	70
S+C+G	70	17	73	43

(*) C : règles contextuelles; G : règles géométriques; S : règles spectrales

Les taux sont calculés en pourcentages de surface. Pour le calcul de cette analyse, étant donné que les règles sont floues, nous avons fixé un seuil de 0,5 de satisfaction pour les propriétés

afin de calculer les taux d'extraction des objets. Ceci explique les différences des taux signalés par rapport à ceux trouvés dans l'analyse de la confrontation avec la réalité terrain.

La même tendance est observée sur les résultats des deux sites. Lorsque des règles ne sont pas prises en considération, certains objets ne sont pas identifiés. L'utilisation d'un seul type de règles n'offre pas les meilleurs résultats, alors que la combinaison de plus d'une règle permet d'atteindre une meilleure précision que celle obtenue par une seule règle.

Il est à noter que pour chaque classe d'objets, un type de règles peut être identifié comme celui qui contribue à augmenter significativement la précision de l'extraction. Par exemple, pour les bâtiments, l'ajout des règles contextuelles permet de réduire significativement les erreurs de fausse extraction. La comparaison des résultats dans le site 2 de S (98;82), de S+G (97;79) et de S+C (70;17) montre que les règles contextuelles ont permis de réduire considérablement le pourcentage de fausses extraction. Pour la classe route, ce sont les règles géométriques qui ont un plus grand pouvoir discriminatoire. L'utilisation de toutes les règles permet d'obtenir une amélioration de l'extraction et une réduction considérable des erreurs.

4.4.5. Analyse de la qualité de l'extraction

4.4.5.1. Analyse de l'appartenance aux classes

Les objets extraits présentent des degrés d'appartenance à toutes les classes variant de 0 à 1. un objet est affecté à la classe pour laquelle le degré d'appartenance est le plus élevé. Les graphes suivants (figure 4.21) présentent, pour chaque site d'étude, l'analyse des degrés d'appartenance pour chaque classe.

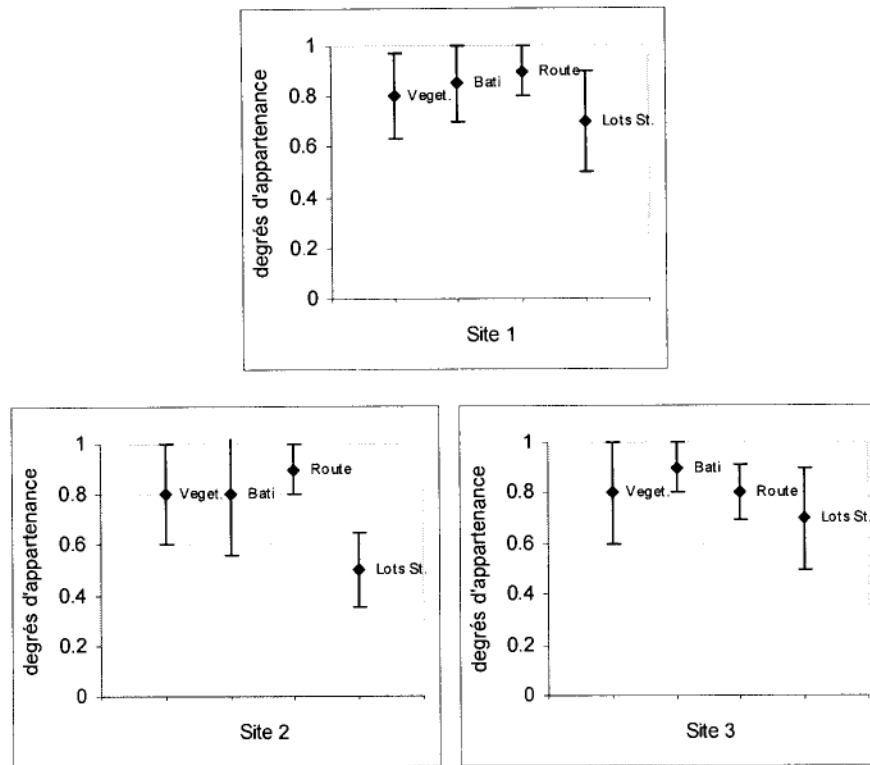


Figure 4.21. Degrés d'appartenance aux classes d'objets pour les trois sites étudiés

Les degrés d'appartenance sont en moyenne supérieurs à 0,6 sur les trois sites d'étude. Les degrés d'appartenance sont variables en fonction de la zone étudiée. D'une manière générale, leurs valeurs sont élevées. Les degrés moyens pour chaque classe sont de l'ordre de 0,8 pour la classe végétation, 0,8 pour la classe bâtiment, 0,85 pour la classe route et 0,65 pour la classe lot de stationnement. L'analyse du conflit d'appartenance a révélé que les objets des classes naturelles présentent des degrés d'appartenance seulement à leur classe correspondante. Les objets des classes non naturelles peuvent présenter des degrés d'appartenance à plus d'une classe. La confrontation avec la réalité terrain a montré qu'en général les objets qui ont un degré d'appartenance élevé appartiennent à la bonne classe.

4.4.6. Analyse de la précision et certitude de l'extraction

Les objets sont extraits avec des informations sur la qualité de leur extraction représentées par les degrés de précision et de certitude de l'extraction. Les figures 4.22, 4.23 et 4.24 présentent

les cartes de précision et de certitude des classes anthropiques pour les trois sites étudiés.

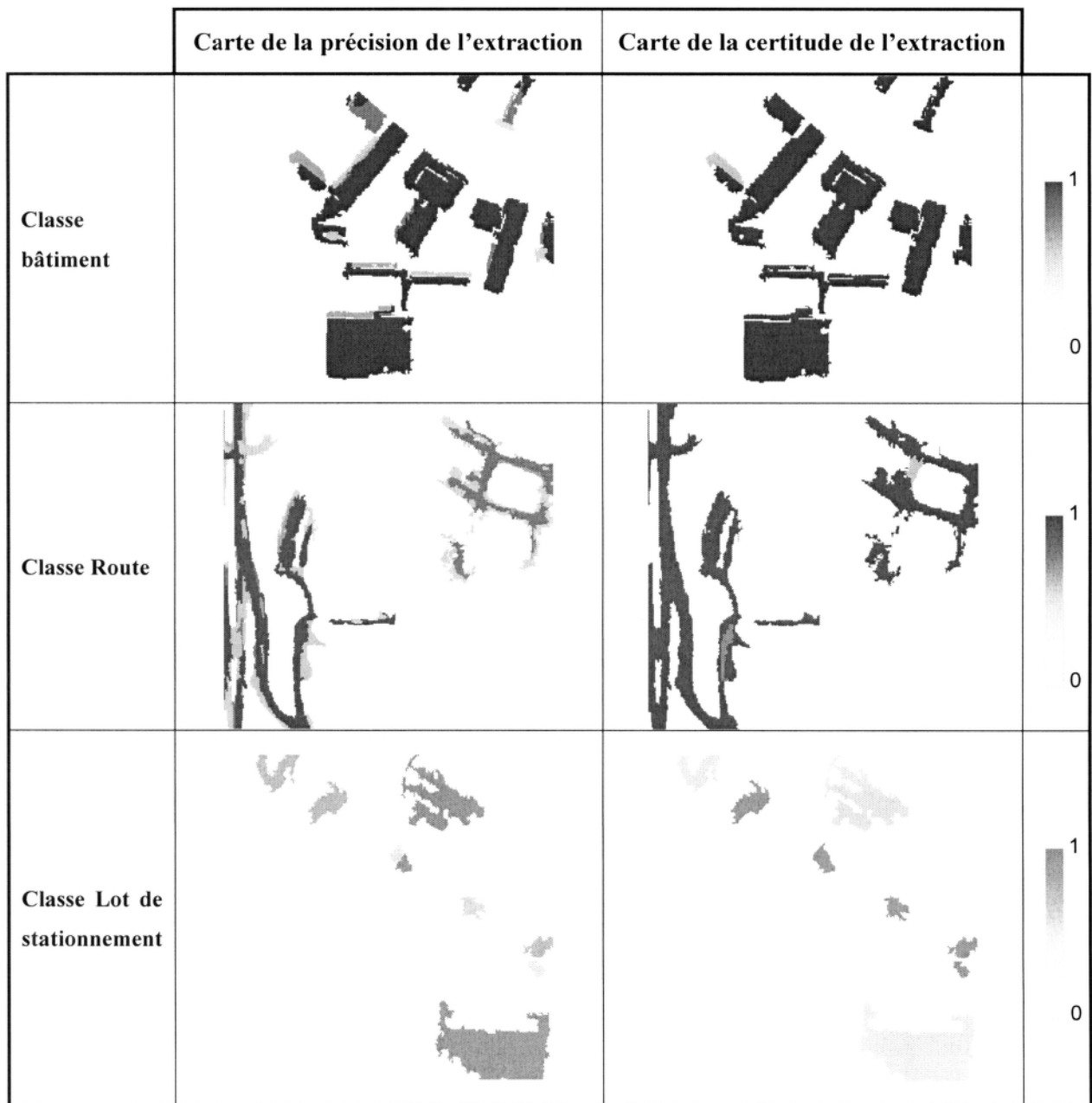


Figure 4.22. Cartes de précision et de certitude des classes anthropiques du Site 1

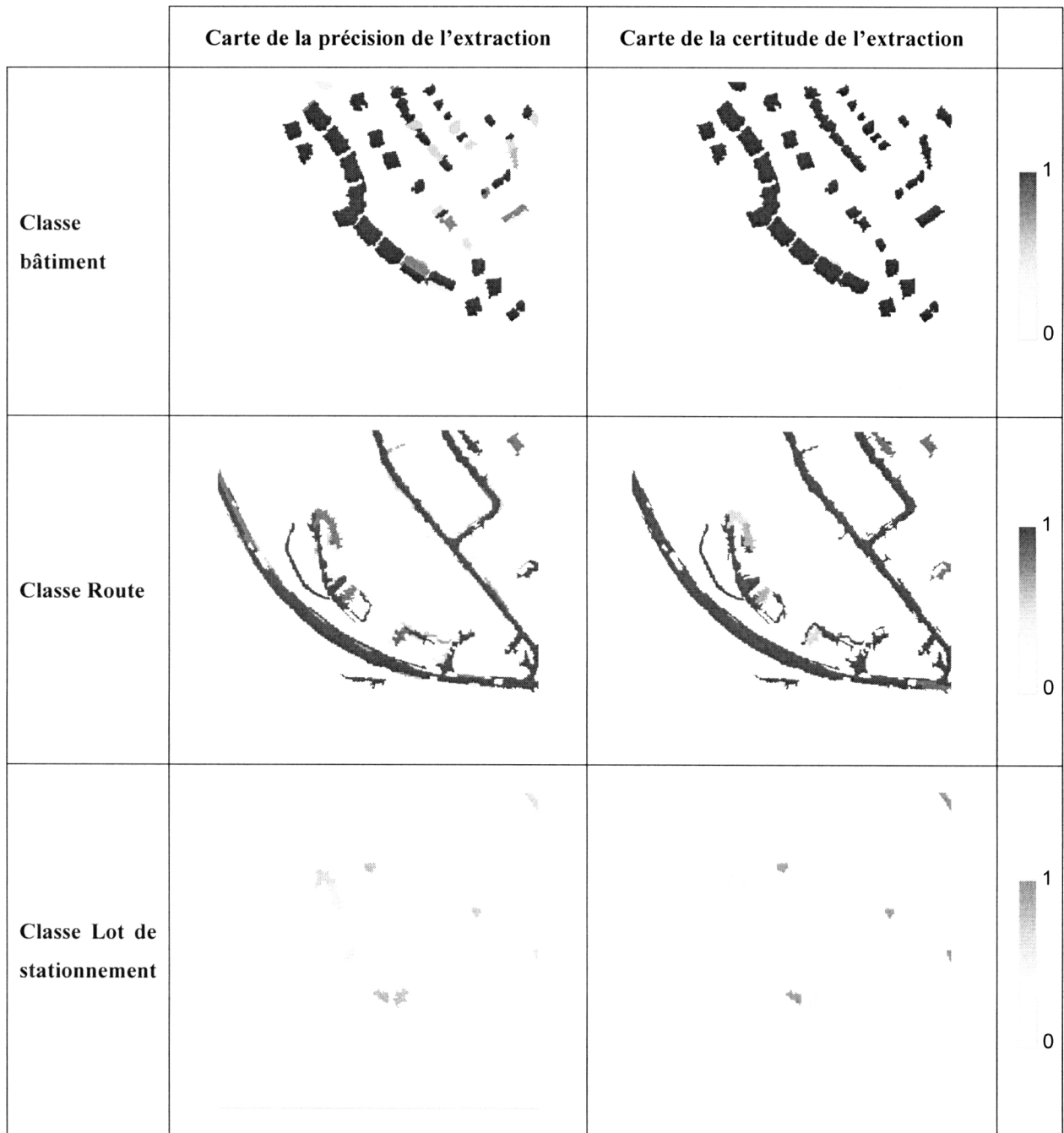


Figure 4.23. Cartes de précision et de certitude des classes anthropiques du Site 2

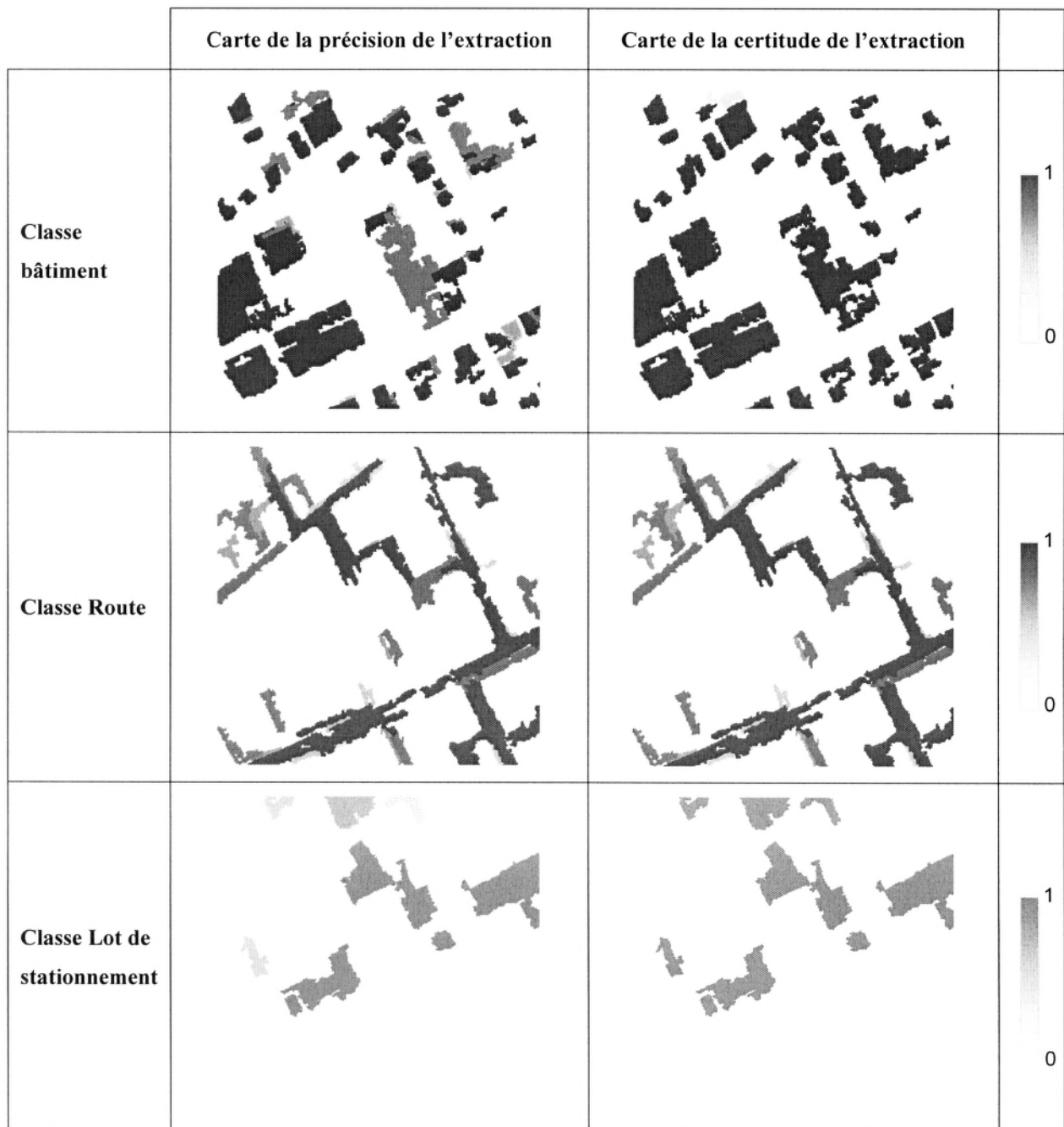


Figure 4.24. Cartes de précision et de certitude des classes anthropiques du Site 3

L'analyse des degrés de précision et de certitude d'extraction a révélé que les degrés de précision moyens au niveau des trois sites sont supérieurs à 0,6. La figure 4.25 montre les graphes représentant les degrés de précision (à gauche) et de certitude (à droite) relatifs à

l'extraction sur les trois sites d'étude. Les graphes montrent les valeurs moyennes et les écarts-types de ces degrés obtenus pour chaque site d'étude.

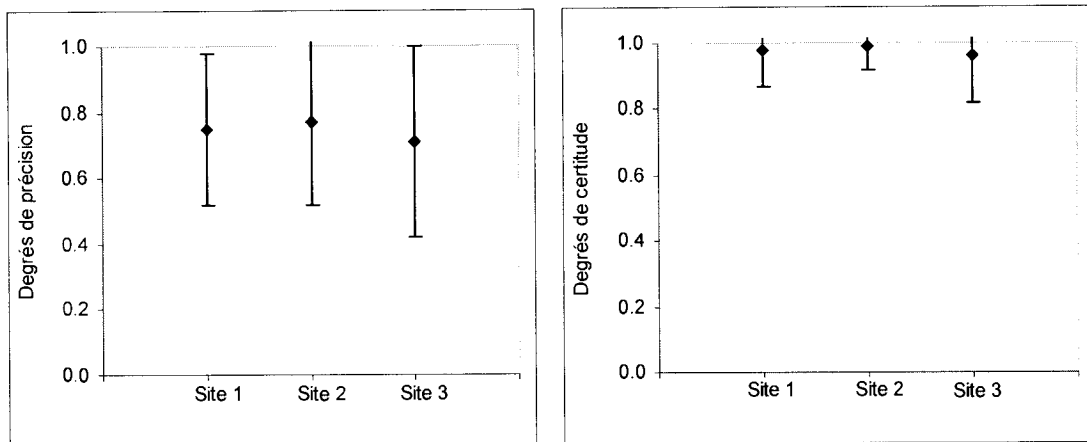


Figure 4.25. Statistiques sur les degrés de précision (a) et de certitude (b) relatifs à l'extraction sur les trois sites d'étude

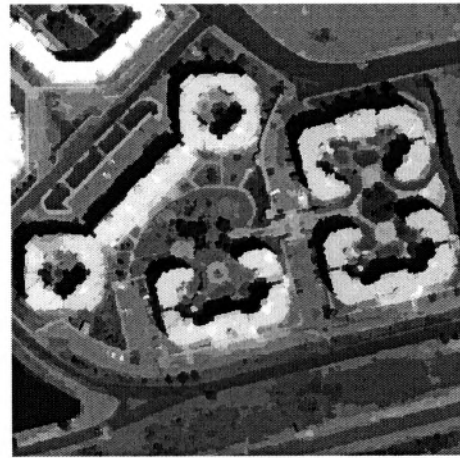
Les valeurs des degrés de précision peuvent varier de 0,15 à 1. Pour les degrés de certitude de l'extraction, ils sont en moyenne supérieurs à 0,8 et peuvent atteindre une valeur de 1. L'analyse a révélé que plus de 60 % des objets sont extraits avec un degré de précision supérieur à 0,6 et un degré de certitude supérieur à 0,8. Ce qui montre que les règles appliquées décrivent bien les objets à extraire.

4.4.7. Évaluation de l'approche sur une image Quickbird

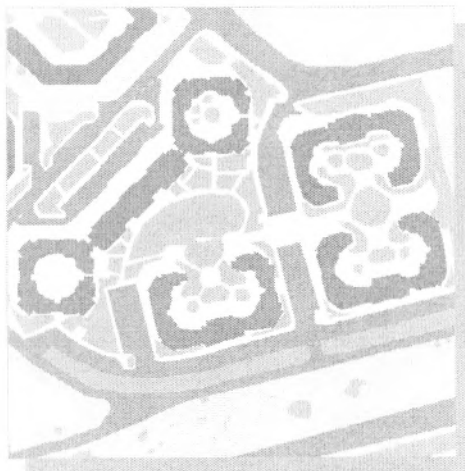
L'approche est aussi évaluée sur une image Quickbird (Site 4). Ainsi, elle est appliquée sur un extrait de l'image Quickbird de Rabat. L'application ne nécessite pas la reformulation des règles. Les seuils d'attributs dépendants de l'image sont déterminés automatiquement et pris en compte dans les règles correspondantes. La figure 4.26 donne les résultats de la segmentation et de l'extraction finale.



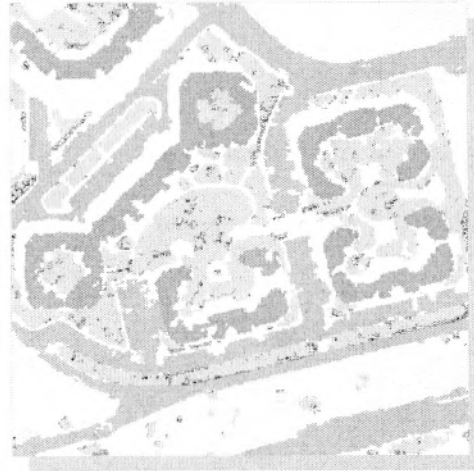
(a) image multispectrale fusionnée



(b) image segmentée



(c) Réalité terrain



(d) Couches des objets extraits

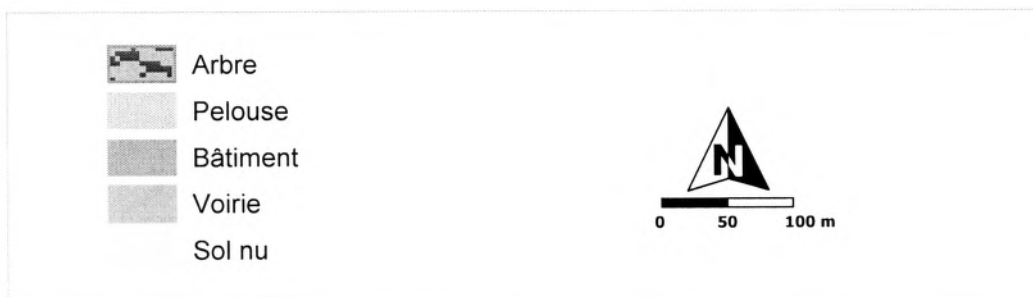


Figure 4.26. Résultat de l'application de l'approche d'extraction automatique sur un extrait d'image Quickbird (Rabat, 2004)

Les objets ont été extraits avec des taux d'exhaustivité de 84 % et de bonne extraction de 84 %. Le tableau 4.15 montre la matrice de confusion obtenue après confrontation avec la réalité terrain.

Tableau 4.15. Matrice de confusion du site 4

Site 4		Réalité terrain						
		Végétation	Sol	Eau	Bâtiment	Voirie	Bonne Extraction	Erreur de commission
Approche proposée	Végétation	89	2	0	1	0	70	30
	Sol	1	76	0	0	0	96	4
	Eau	0	0	0	0	0	-	-
	Bâtiment	0	0	0	80	2	92	8
	Voirie	2	10	0	0	91	85	15
	Exhaustivité	89	76	0	80	91		
	Erreur d'omission	11	24	0	20	9		

4.4.8. Transposabilité de l'approche

Dans le but de vérifier la transposabilité de l'approche proposée dans le futur, elle a été appliquée sur des images du même site. Ainsi, des extraits de l'image Ikonos 2001 et de Ikonos 2004 du site 1 ont été utilisés dans ce sens. Ce site a été choisi parce qu'il n'a pas subi de changements entre les deux dates. De cette manière, les éventuels changements observés dans les résultats seront attribués à l'approche d'extraction. La figure 4.27 montre l'image Ikonos fusionnée, l'image segmentée et les couches des objets extraits.

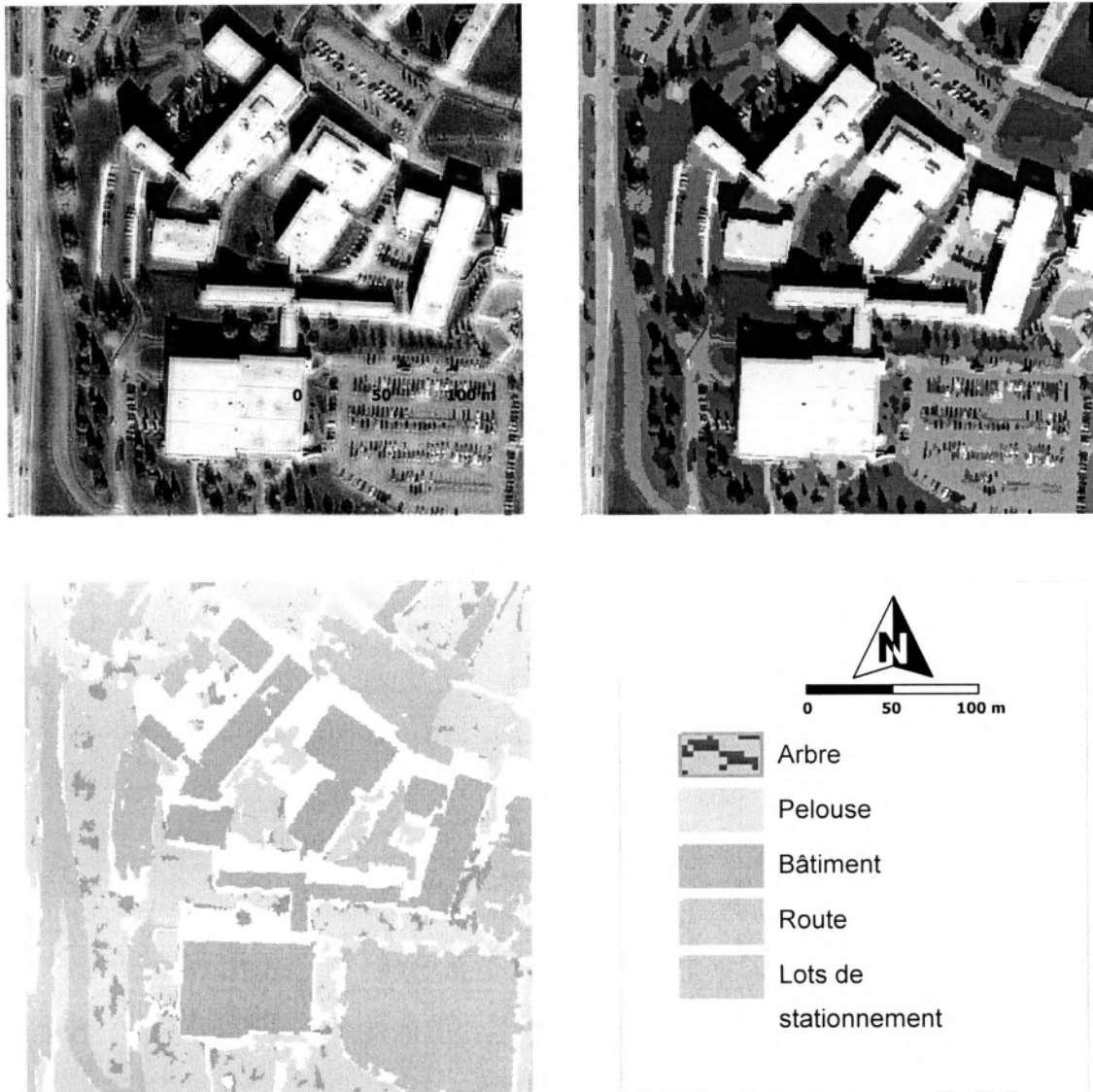


Figure 4.27. Application de l'approche d'extraction automatique sur l'extrait d'image Ikonos 2004 du site 1

Les objets des classes étudiées ont été bien extraits. Les zones blanches représentent les zones non extraites et aussi les zones d'ombre. Les objets extraits ont eu les mêmes affectations de classes que celles du résultat de 2001. La différence se situe dans la proportion de surface extraite de chaque objet et dans la présence plus importante des zones d'ombre sur l'extrait 2004. En effet, l'ombre projetée par les bâtiments et les arbres a empêché l'extraction de certaines parties de route par exemple.

Les résultats sont intéressants du moment que les règles de décision n'ont pas été modifiées entre les deux images Ikonos. Les seuils dépendants de l'image ont été déterminés automatiquement par l'approche.

4.5. Interprétation des résultats

4.5.1. Qualité de l'extraction

L'application de l'approche d'extraction automatique d'objets proposée sur les sites étudiés a donné de bons résultats. Les objets des différentes classes étudiées ont été bien extraits.

4.5.1.1. Extraction des classes naturelles

Pour les classes naturelles (végétation, sol nu et eau), grâce à leurs réponses spectrales distinctes, leur extraction est relativement évidente. Les taux de bonne extraction sont élevés. La principale source d'erreur est celle liée à l'imprécision de la réalité terrain. Elle est la cause des erreurs d'omission et de commission de la végétation et du sol nu. La difficulté de restituer visuellement toutes les zones de végétation est derrière les erreurs de commission signalées. Après analyse particulière des zones commises, il s'est révélé qu'elles sont vraiment des zones de végétation. Mais, à cause de leurs petites tailles ou leur radiométrie sombre, leur identification visuelle n'était pas évidente. Ce point peut être vu comme un apport de la méthode automatique par rapport à celle manuelle.

4.5.1.2. Confusion entre les classes naturelles et celles anthropiques

Entre les classes naturelles et non naturelles, la confusion est due principalement à l'imprécision de la réalité terrain. Toutefois, elle reste faible (inférieure à 3 %). Une partie de la confusion de la végétation avec la voirie est expliquée par le débordement des arbres sur les routes. Aussi, l'imprécision de la délimitation des bordures des routes dans la couche réelle par rapport à des objets « végétation » ou objets « sol » engendre des erreurs de commission ou d'omission.

4.5.1.3. Extraction des classes anthropiques

Pour les classes non naturelles, les résultats sont encourageants. Le taux de bonne extraction est de 80 % en moyenne.

a. La classe « bâtiment »

Les bâtiments, avec leur projection d'ombre et leur forme compacte, ont pu être extraits avec de bons taux. En effet, la propriété « à ombre » a permis de bien discriminer les bâtiments. Les seuls autres objets pouvant projeter l'ombre sont les arbres, et ils sont discriminés par leur signature spectrale de végétation.

L'extraction complète et correcte des bâtiments fait face à deux problèmes majeurs : la confusion des bâtiments avec le voisinage et la non homogénéité des toits. En effet, des cas de fusion entre bâtiments et objets adjacents ont été signalés. Ceci est observé dans le cas où il n'y a pas une limite distincte et contrastée entre les deux objets. Le deuxième problème cause la non identification de la surface complète du bâtiment. Certains bâtiments sont constitués de plusieurs primitives non homogènes ni spectralement ni géométriquement. L'analyse spatiale (relation d'inclusion) permet de maximiser le taux de surface extraite. Le problème concerne aussi les bâtiments situés aux extrémités de l'image et qui n'apparaissent qu'en partie.

En général, les objets faussement extraits comme bâtiment correspondent en réalité à des surfaces artificielles. Elles présentent des propriétés géométriques et contextuelles similaires à la description de la classe « bâtiment ». Elles sont généralement adjacentes à des bâtiments.

L'approche ne permet pas de distinguer entre bâtiments individuels si leurs toits présentent les mêmes réponses spectrales et s'il n'y a pas de limites contrastées entre eux. L'approche peut même les fusionner dans l'étape de création des primitives, c'est-à-dire la segmentation.

L'intérêt de l'auto-apprentissage au niveau des bâtiments est perceptible dans le cas du site 2. En effet, les règles basées sur les informations récupérées par l'auto-apprentissage ont permis

d'extraire plus de bâtiments : 8 bâtiments ont pu être extraits par des règles mettant en jeu les propriétés spectrales et géométriques des bibliothèques de l'auto-apprentissage.

Toutefois, certains bâtiments ont été omis par l'approche. Ils correspondent à des objets qui ne présentent pas les propriétés définies pour la classe bâtiment. Même avec la procédure d'auto-apprentissage, leurs réponses spectrales ne correspondaient pas à celles enregistrées dans les bibliothèques récupérées. Cette situation correspond sur le terrain à des bâtiments dont le matériau de construction est différent de ceux déjà extraits. Une autre raison de cette omission est que la distinction de ces bâtiments par rapport à leur voisinage était très difficile. Lors de la segmentation, les primitives de ces bâtiments ont été fusionnées avec le voisinage et de ce fait ne représentaient plus les caractéristiques des objets de la classe « bâtiment ».

b. La classe « route »

Pour les objets de la classe « route », leur forme allongée constitue une propriété intéressante pour leur extraction. Dans le cas de route homogène, l'approche permet son extraction complète (91 % dans le site 4). Des omissions par l'approche sont dues à la non homogénéité de la surface des routes, ce qui a entraîné la création de plusieurs primitives qui n'ont pas répondu favorablement aux règles de la classe route. Certains facteurs ont causé ces erreurs. Ainsi, des parties des routes n'ont pas été extraites à cause de l'ombre projetée sur les routes, soit par les arbres soit par les bâtiments. Aussi, l'imprécision des bordures des routes dans la réalité terrain est à l'origine de plusieurs erreurs de commission et d'omission. En analysant l'extraction par rapport à la longueur du réseau routier, l'approche a permis d'extraire en moyenne 90 % de la longueur totale des routes dans les sites étudiés.

c. La classe « lot de stationnement »

Dans le cas de la classe « lot de stationnement », la confrontation avec la réalité terrain a montré que la qualité de l'extraction dépend du site étudié. Sur certains sites, tous les lots ont été extraits (site 1) et sur d'autres seulement la moitié du nombre des lots de stationnement a pu être extraite (site 2). Deux raisons peuvent être identifiées: la définition de la classe « lot de stationnement » et la confusion avec la classe route.

Les lots de stationnement tels qu'ils sont définis dans la base de règles sont considérés comme surfaces non naturelles, larges et contenant des voitures. L'approche a pu extraire les objets sur les extraits étudiés qui présentent ces propriétés. Dans le cas du site 2, où le taux d'extraction est faible, on remarque que les lots de stationnement existants sont en majorité des lots de stationnement de quartier. Ils ont une taille relativement moins large. Avec la présence de voitures et d'autres détails, les primitives issues de la segmentation ne reflètent pas toujours les caractéristiques typiques des lots de stationnement. De ce fait, elles n'ont pas répondu à la règle de la classe avec des grands degrés d'appartenance. Par conséquent, ils ne sont pas extraits ou extraits en partie.

L'autre problème est celui de la confusion avec la classe route. En effet, les objets de la classe lot de stationnement présentent des confusions avec les objets route. Même si leurs formes sur le terrain sont différentes (l'une allongée, l'autre généralement compacte), sur l'image et à travers les primitives extraites, les lots de stationnement peuvent présenter parfois des propriétés géométriques similaires à celles des objets routes. En effet, à cause de la présence des voitures, seule la surface non occupée (par les voitures) est extraite. De ce fait, leur forme n'est pas toujours respectée. Ils peuvent ainsi être segmentés en primitives de formes allongées. La propriété large n'est pas satisfaite. En conséquence, la description de la classe des lots de stationnement n'est pas respectée.

Si l'on considère les résultats au niveau de la classe voirie, qui regroupe les classes route et lot de stationnement, ils sont intéressants. Les taux de bonne extraction est intéressant. Les erreurs d'omission avec les autres classes sont faibles (inférieures à 4 %). L'analyse des résultats au niveau de la classe voirie est plus proche de la réalité. En effet, les deux classes d'objets ne sont pas séparées dans le monde réel. En général, un lot de stationnement se voit dans la continuité d'une route. Dans certains cas, ils sont construits avec les mêmes matériaux de construction que celui des routes avoisinantes. Ils présentent de ce fait les mêmes signatures spectrales. Même si les règles utilisées prennent en considération cette ressemblance spectrale et utilisent d'autres propriétés (géométriques contextuelles), celle-ci influence lors de la création des primitives dans l'étape de segmentation. En effet, le fait qu'il n'existe pas de

limite contrastée significativement entre ces deux objets, il se peut qu'ils soient confondus lors de la segmentation en un seul segment.

4.5.1.4. Détection de l'ombre

L'exploitation de l'ombre est d'une grande utilité pour l'extraction des objets élevés (bâtiments par exemple). La détection de l'ombre est qualifiée de problématique dans la littérature. Le problème est sa confusion avec d'autres zones sombres. Dans notre travail, l'utilisation de l'indice de brillance pour la détection de l'ombre a donné un taux de bonne extraction élevé. L'analyse de sensibilité a révélé que les seuils déterminés automatiquement sont jugés adéquats. Ils donnent des taux de bonne extraction importants. Les erreurs de commission observées sont dues en grande partie aux ombres portées des bâtiments ou à certaines zones sombres (généralement des bâtiments). Dans ces cas, l'intérêt d'utiliser la logique floue est que ces primitives présentent des degrés d'appartenance à la fois à la classe ombre et à leur vraie classe. L'utilisation conjointe d'autres propriétés a permis de minimiser les erreurs de commission possibles. Les erreurs d'omission sont faibles par rapport à celles de commission. En effet, les problèmes rencontrés sont généralement des zones sombres identifiées comme ombre. Même si l'ombre projetée était utile pour l'identification des objets élevés, elle a empêché l'extraction de certaines parties de routes et lots de stationnement. En résumé, les résultats obtenus prouvent que l'utilisation de l'indice de brillance et la méthodologie proposée pour la détection automatique du seuil sont de bons choix pour la détection des zones d'ombre.

4.5.1.5. Qualité géométrique des objets extraits

La qualité géométrique des objets extraits a été évaluée par une analyse du rapport de surface et de l'erreur de position. Ainsi, les objets sont extraits à plus de 80 % de leurs surfaces pour les classes bâtiment et route. Alors que pour la classe lot de stationnements, des taux moins importants sont signalés (en moyenne 60 %). Ceci est dû à la complexité de ces objets et à la présence de détails (voitures par exemple). Ce qui a empêché l'extraction de leur surface totale.

Les erreurs de position renseignent sur la précision géométrique de l'approche quant au respect des limites réelles des objets. Toutefois, elles peuvent être causées aussi par l'imprécision de la réalité terrain. Les erreurs observées peuvent être nulles. Elles peuvent atteindre en moyenne des valeurs de l'ordre de 1,5 m pour les routes et de l'ordre de 3 m pour les bâtiments. Des écarts entre les axes de routes extraits et réels proviennent en grande partie du changement de l'axe central de la route extraite à cause des objets qui débordent sur la route. En effet, la présence des arbres sur les bordures des routes ou la projection de l'ombre des bâtiments sur une route cause la non extraction de ces parties cachées. En conséquence, la route est extraite avec déformation de ses bordures et de ce fait son axe central est dévié. Le décalage en position est accentué pour les coins des bâtiments extraits à cause de la difficulté de leur délimitation précise. Les écarts sont dus parfois à une confusion entre le toit et une partie de façade du bâtiment.

4.5.1.6. Conclusion partielle

L'approche d'extraction automatique proposée repose sur l'analyse d'image basée objets. Elle prend en compte la connaissance sur les objets urbains. Les résultats obtenus montrent que l'approche proposée a permis une extraction de l'information géographique à partir des images à THRS. Par conséquent, l'hypothèse principale de notre travail est donc vérifiée.

4.5.2. Interprétation des résultats de la segmentation

La qualité de l'extraction par l'approche proposée dépend largement de la qualité de la segmentation. Cette dernière fournit les unités de traitement (les primitives) sur lesquelles la base de règles d'extraction est appliquée. L'application de l'approche de segmentation proposée a permis la création des primitives d'objets dans chacun des extraits étudiés. Une évaluation visuelle des résultats de segmentation des différentes images révèle une segmentation satisfaisante. L'image segmentée finale contient des segments représentant les différents objets de l'image originale. Globalement, chaque objet réel est représenté par un seul ou plusieurs segments (primitives objet) selon sa composition. Des objets de différentes

tailles sont bien segmentés. L'évaluation des résultats de l'extraction constitue une évaluation indirecte du résultat de segmentation.

4.5.2.1. Apport de la coopération régions-contours

L'apport de la coopération régions-contours est notable. Pour plusieurs objets, l'intégration de l'information sur les contours a permis de bien les délimiter. Le choix de l'image panchromatique pour extraire les contours s'avère intéressant et d'un grand apport. Plusieurs détails sont contrastés sur cette image. L'extraction des contours est donc plus évidente.

Toutefois, les contours détectés ne sont pas exhaustifs. Les contours de l'image ne sont pas extraits en totalité. En effet, certains objets différents sont fusionnés entre eux en un seul segment. Ce sont surtout des objets adjacents présentant des réponses spectrales similaires et dont les limites ne sont pas nettes.

Cette non exhaustivité est due à la nature des objets eux même, mais aussi à la méthode utilisée pour l'extraction des contours. Même si elle présente l'avantage d'être automatique, non paramétrée et qui respecte l'affectation des pixels des contours, elle n'a pas pu ressortir tous les contours des objets. En effet, étant donné que notre but était de ressortir les contours des objets et non ceux des détails de l'image, nous appliquons à l'avance un filtre préservant les contours. Il a pour but d'éliminer les bruits de l'image et de préserver les contours des objets. Cette méthode constitue un compromis entre les deux. Elle a permis d'atteindre ce but.

Les résultats sont satisfaisants en comparaison avec d'autres détecteurs de contours comme Prewitt ou Sobel. En effet, les contours extraits par ces techniques contiennent aussi ceux provenant des bruits et parfois ils ne sont pas précis par rapport aux limites réelles des objets. D'autre part, ces détecteurs fournissent une carte contours binaire (1 présence de contour, 0 absence de contour). L'intégration d'un tel résultat dans la segmentation coopérative avec celle de croissance de régions pose le problème d'affectation des pixels contours aux régions. Avec la méthode proposée pour déterminer la carte des contours, ce problème ne se pose pas et les limites des segments sont ainsi plus fidèles à la réalité.

Même si la méthode n'a pas pu détecter tous les contours, elle en a détecté un grand pourcentage. Par rapport à son application sur des images à THRS, les contours sont qualifiés de précis. L'algorithme de lissage préservant les contours a contribué dans ce sens. En effet, étant donné que les limites des objets ne sont pas nettes sur les extraits étudiés, l'application de ce lissage a permis de les rendre plus nets, et par conséquent, leur extraction est plus précise.

4.5.2.2. Utilisation du seuil d'homogénéité spectrale adaptif

L'utilisation d'un seuil adaptif pour le critère d'homogénéité spectrale a permis de respecter la segmentation d'objets de différentes natures et tailles. Sa détermination locale a permis de prendre en compte l'hétérogénéité locale et par conséquent de respecter l'objet à segmenter. Sa détermination automatique est d'une grande utilité. Elle a rendu possible l'utilisation d'une telle démarche.

4.5.2.3. Conclusion partielle

L'approche de segmentation a pu montrer sa performance sur différentes images de complexité différente. Le point le plus fort est que ces résultats sont obtenus sans aucune entrée par l'utilisateur à part les images à segmenter. L'approche étant non paramétrée, elle ne nécessite aucun paramètre ou seuil à définir ou à introduire par l'utilisateur. Elle n'utilise aucune connaissance a priori à prendre en compte. L'approche repose sur une coopération régions-contours. L'apport de l'approche coopérative a permis d'obtenir de meilleurs résultats avec des limites d'objets plus respectées. Nous pouvons conclure que la première sous-hypothèse est vérifiée.

4.5.3. Interprétation des résultats de l'application de la base de règles

4.5.3.1. La pertinence des règles

La base des règles proposée intègre plusieurs types de règles : spectrales, texturales, géométriques et contextuelles. L'importance et la pertinence de chacun de ces types de règles sont en relation avec la classe d'objets étudiée.

Les règles spectrales

Les règles spectrales ont été les plus importantes pour la discrimination des classes naturelles. Elles ont permis de les différencier des autres classes. L'utilisation des indices spectraux a permis de distinguer végétation, eau et sol nu avec des grands taux de bonne extraction. L'indice textural adopté (indice d'homogénéité) a contribué à la différenciation entre les pelouses et les arbres.

L'apport de ces règles pour les classes anthropiques est dans le sens de diminuer les erreurs de commission. Elles concernent l'indice de végétation et celui de l'eau. Elles ont été utilisées sous forme de règles certaines ou contraintes. Elles sont définies sur les propriétés opposées « non végétation », « non sol » et « non eau ». Leur prise en compte est importante pour une extraction précise des objets extraits. Puisque l'approche d'extraction n'utilise pas de données auxiliaires, les propriétés spectrales de ces classes n'étaient pas disponibles. Cependant, l'approche utilise l'information spectrale des classes anthropiques dans un deuxième temps, après application des règles descriptives des classes, grâce au processus d'auto-apprentissage. Ce dernier présente des avantages intéressants. Il ressort les propriétés spectrales des classes à partir des primitives extraites avec de grands degrés d'appartenance. Il les organise en bibliothèques spectrales par classe. Ces dernières sont donc adaptées et descriptives des objets de l'image étudiée.

Par ailleurs, l'analyse de ces bibliothèques collectées a confirmé la confusion existante dans les réponses spectrales des objets du milieu urbain. La figure 4.28 illustre l'ambiguïté existante dans les bibliothèques spectrales. Elle représente, dans l'espace spectral des bandes rouge et infrarouge, les valeurs spectrales collectées lors de l'auto-apprentissage du site 3 et enregistrées dans les bibliothèques des classes bâtiment et route. Cette analyse a montré qu'il n'existe pas une signature typique d'une classe d'objets anthropiques.

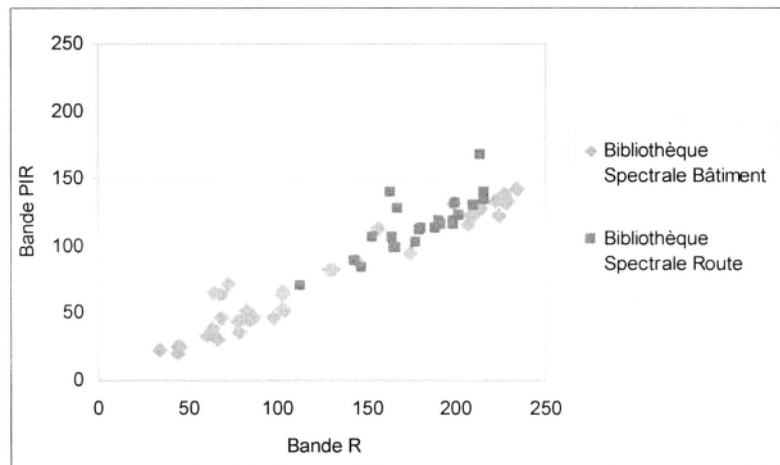


Figure 4.28. Confusion entre bibliothèques spectrales des classes bâtiment et de route (Site 3)

En prenant en considération que certains objets de différentes classes anthropiques peuvent être construits avec le même matériau, les règles spectrales issues de l'auto-apprentissage sont appliquées avec d'autres informations contextuelles et géométriques. Après leur application, plusieurs objets (bâtiments par exemple) ont été correctement extraits. Toutefois, si le matériau de construction d'un objet ne figure pas dans la bibliothèque spectrale, l'objet ne sera pas extrait par ces règles.

Devant cette ambiguïté présente dans les propriétés spectrales des classes anthropiques, les propriétés contextuelles et géométriques étaient d'un grand apport.

Les règles contextuelles

Les règles contextuelles exploitant l'adjacence à l'ombre étaient très utiles pour l'extraction des objets élevés (bâtiments et arbres). Ainsi, et dans le cas de la classe bâtiment, en se basant sur la connaissance qu'un bâtiment peut projeter de l'ombre, l'approche détecte les bâtiments par analyse d'adjacence aux zones d'ombre (dans la direction du soleil). La règle est utilisée avec d'autres règles spectrales et géométriques. Toutefois, elle peut être qualifiée de discriminante pour l'objet bâtiment. Elle a permis de maximiser le taux de bonne détection et

de minimiser les erreurs de commission. Un grand nombre de bâtiments a pu être extrait. L'utilisation de cette propriété contextuelle dépend largement de la détection de l'ombre.

La propriété opposée « objet non à ombre » a été intégrée dans les règles des classes de voirie. Une autre règle contextuelle utilisée par ces classes est celle qui est relative à la propriété « objet à voiture ». Elle exploite la détection des voitures. Par analyse d'inclusion, elle détecte les objets contenant les voitures. Elle est utilisée dans les règles descriptives des classes de voirie. Même si la détection des voitures n'est pas exhaustive, l'utilisation d'une telle information a permis l'extraction des objets lots de stationnement. Cette information est intégrée dans la règle correspondante avec d'autres propriétés.

Les règles géométriques

Pour la classe route, ce sont les règles géométriques qui ont été discriminantes. En effet, l'exploitation de la propriété « forme longue » a permis l'identification d'un grand nombre de tronçons de routes. De même, les règles géométriques ont été utilisées avec d'autres propriétés contextuelles et spectrales pour atteindre les meilleures précisions (grands taux de bonne extraction et faibles taux de commission et omission). Dans le cas de la classe bâtiment, les règles géométriques étaient utiles mais non discriminantes. En effet, même si la forme compacte est la plus caractéristique des bâtiments, certains bâtiments présentent des formes très différentes.

À partir de l'auto-apprentissage, des règles géométriques sont aussi définies. Elles exploitent les informations récupérées dans les bibliothèques géométriques. Dans le cas des bâtiments par exemple, elles sont intégrées avec les règles spectrales de l'auto-apprentissage. Elles ont concerné la taille des objets. Elles ont permis d'extraire plus de bâtiments particulièrement dans le site 2.

Apport de l'auto-apprentissage

L'utilisation de l'auto-apprentissage dans l'implémentation d'une base de règles pour l'analyse de l'image est d'un grand apport. Il permet de définir les règles spectrales des classes anthropiques. Il permet aussi de ressortir les caractéristiques géométriques des objets. Il fournit ainsi des informations supplémentaires qui, une fois intégrées dans des règles spécifiques, contribuent à extraire plus d'objets. Aussi, l'exploitation de ces bibliothèques spectrales permet de détecter les autres surfaces artificielles qui n'appartiennent pas aux classes anthropiques étudiées. L'extraction de ces objets permet d'augmenter la surface identifiée de l'image étudiée.

4.5.3.2. La précision et la certitude des objets extraits

L'analyse a révélé que plus de 60 % des objets extraits ont un degré de précision supérieur à 0,6 et un degré de certitude supérieur à 0,8. Les objets « typiques » présentent de forts degrés de précision et de certitude et des conflits faibles voire nuls par rapport aux classes. Pour toutes les classes, il existe des objets qui leurs présentent un degré d'affectation égal à 1. Dans ce cas, les classes sont descriptives des objets étudiés. Aucun objet n'a présenté un degré d'affectation égal à 1 à toutes les classes. Ceci permet de conclure que la base des règles contient suffisamment de connaissances pour discriminer entre les objets. Pour les primitives non classées, ils ont des degrés de possibilités nuls ou faibles pour les classes étudiées. Ceci signifie qu'aucune classe ne leur correspond parfaitement. Elles pourraient appartenir à une classe qui n'est pas incluse dans l'ensemble initial des classes. D'une manière générale, les résultats peuvent être qualifiés de précis et certains. Ceci renforce l'idée que les règles appliquées décrivent bien les objets des classes étudiées.

4.5.3.3. Conclusion partielle

L'interprétation de la pertinence des règles est faite indirectement avec les taux de bonne extraction atteints ainsi qu'à travers les degrés de précision, de certitude et de conflit observés. La base de règles floues proposée a pu permettre l'extraction des objets des classes étudiées. Le recours à la logique floue pour la définition des règles d'extraction a permis de

gérer l'incertitude relative à l'extraction des objets à partir des images à THRS. La deuxième sous-hypothèse est donc vérifiée.

4.5.4. La transposabilité de l'approche d'extraction proposée

L'approche d'extraction automatique a été appliquée sur des extraits d'images représentant différents contextes urbains et provenant de capteurs différents. Les résultats obtenus prouvent la capacité de l'approche à être transposable dans l'espace et dans le temps.

4.5.4.1. Influence du contexte sur la qualité de l'extraction

D'une façon générale, les résultats obtenus par l'approche d'extraction automatique sont influencés par la complexité de la scène analysée. Toutefois, les objets « typiques » sont extraits correctement même si la scène est difficile. Par contre, il est difficile de reconnaître certains objets dans les scènes difficiles.

Le quartier administratif (site 1) a montré une meilleure précision d'extraction. Ceci est dû aux objets y figurant qui peuvent être qualifiés de « typiques ». Les bâtiments sont de grande taille, espacés, projetant de l'ombre. Les objets de voirie sont bien identifiés. Sur le quartier habitat (site 2), la difficulté est plus accentuée. La densité entre les objets est plus importante. Ceux qui sont typiques ont été extraits avec de bons degrés de précision et de certitude. Par contre, dans les zones plus denses, des difficultés lors de l'extraction sont observées. Par exemple, des omissions de bâtiments ainsi que des confusions entre bâtiments adjacents ont été signalées. Dans le cas des lots de stationnement, ils sont de petites tailles. Leur extraction était incomplète et non exhaustive. Une confusion avec les objets route est observée. Pour le site 3 du centre-ville de Sherbrooke, l'approche a extrait correctement un grand pourcentage d'objets et bien évidemment quelques erreurs d'identification. Les résultats sont très encourageants pour un site dont 90 % de sa superficie est occupée par des objets non naturels de différentes complexités.

4.5.4.2. Comparaison entre images Ikonos et Quickbird

L'approche d'extraction automatique a été appliquée sur des extraits des images Ikonos et Quickbird. La comparaison entre les résultats obtenus sur les images de ces deux capteurs n'a pas fait ressortir une différence liée à la résolution spatiale. Tous les objets fixés par notre étude ont été extraits sur les deux images. La qualité de l'extraction est plus en relation avec la complexité et la densité des objets à extraire et par la qualité de l'image. Toutefois, la différence peut se situer au niveau de la précision spatiale des objets extraits. En effet, puisque le capteur Quickbird fournit des images panchromatiques de l'ordre de 0,6 m, les limites des objets sont plus précises que ceux d'objets extraits à partir d'Ikonos. La différence entre les deux images en terme de résolution spatiale influence aussi la taille minimale des objets à extraire.

4.5.4.3. Le transfert de l'approche dans le temps

L'application de l'approche sur deux extraits d'images prises en deux dates différentes de la même zone (site 1, Ikonos 2001 et Ikonos 2004) a révélé la robustesse de l'approche. Les différents objets ont été bien extraits sur les deux images. Les objets ont eu les mêmes affectations aux classes sur les extraits 2001 et 2004. Les différences se situent au niveau de la surface extraite par objet et présence de l'ombre. Les résultats obtenus montrent que l'approche peut être transposable dans le temps. Ces résultats sont d'autant plus intéressants du moment où la même base de règles a été utilisée. Aucune nouvelle règle n'a été nécessaire. Les seuils des attributs dépendants de l'image (indice de brillance, surface) ont été déterminés automatiquement par l'approche.

4.5.4.4. Conclusion partielle

L'approche d'extraction automatique proposée a montré un pouvoir de transposabilité. Son fonctionnement est automatique. Elle se base sur les connaissances des objets urbains et ne requiert ni données auxiliaires ni paramètres d'entrée. Les résultats obtenus confirment bien la troisième sous-hypothèse de notre travail.

4.6. Discussion générale

4.6.1. Comparaison de la qualité des résultats par rapport aux autres travaux

L'approche d'extraction d'objets proposée dans ce travail constitue une solution intéressante pour l'acquisition de l'information géographique urbaine à partir des images à THRS. Elle repose sur l'analyse basée objets et n'utilise aucune donnée auxiliaire ou paramètre à introduire. L'approche a permis d'atteindre de bonnes précisions d'extraction. Nous estimons qu'atteindre ces précisions avec une approche automatique, non paramétrée est très satisfaisante.

a. Comparaison avec une approche basée pixels

Par rapport à une classification par pixels, l'approche peut être qualifiée de supérieure par la qualité de l'extraction atteinte. Par comparaison à une classification par maximum de vraisemblance, qui est une méthode dirigée et basée pixels, les résultats sont plus fidèles à la réalité. En effet, par maximum de vraisemblance, les objets ne sont pas homogènes. La qualité de la classification n'est pas bonne. Plusieurs pixels sont mal classifiés. Les limites des objets ne sont pas respectées. La figure 4.29 présente un exemple typique de résultat de classification par maximum de vraisemblance. L'analyse visuelle du résultat montre clairement que les résultats de l'approche proposée sont supérieurs à ceux obtenus par maximum de vraisemblance. Cette même conclusion a été aussi affirmée par Mittelberg (2002), Huiping *et al.* (2003), Shackelford et Davis (2003a). Ils ont comparé une classification basée objets avec une autre par maximum de vraisemblance. Leur conclusion est la supériorité du nouveau concept d'analyse d'image basée objets.

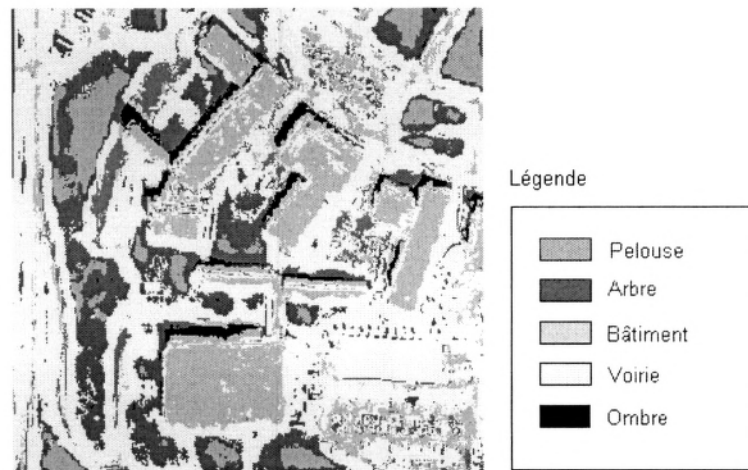


Figure 4.29. Classification de l'extrait du site 1 par maximum de vraisemblance

b. Comparaison avec des travaux utilisant l'approche basée objets

Il y a peu de travaux de recherche qui ont utilisé l'approche basée objets pour l'extraction des objets urbains ou la classification d'occupation du sol à partir des images à THRS. Par comparaison à ces travaux, les résultats obtenus sont intéressants de point de vue des classes d'objets extraits et des taux de bonne extraction obtenus. En outre, ces méthodes, même si elles sont automatiques, elles nécessitent l'introduction de certains paramètres.

Ainsi, Shackelford et Davis (2003a), avec leur approche de classification combinée par pixels et par objets, ont obtenu une précision générale de classification de 86 %. Ils ont pu discriminer entre les classes bâtiment, route et surfaces artificielles (surfaces non naturelles qui ne sont ni bâtiment ni route). Les précisions d'extraction de ces classes obtenues sont 76 %, 99 % et 81 % respectivement, avec des erreurs de commission de 13 %, 12 % et 20 % respectivement. Ils ne cherchent pas à extraire séparément les lots de stationnement. Leur approche nécessite des zones d'entraînement. La classification est réalisée par une base de règles floues. Des paramètres sont introduits manuellement pour définir la forme des fonctions d'appartenance. Ils sont en fonction de l'image étudiée.

Puissant *et al.* (2006) ont obtenu une précision de classification globale de l'ordre de 82 %. Ils ont utilisé une base de règles, générées à partir d'un algorithme d'apprentissage dirigé symbolique (C4.5). Ils l'ont appliquée sur une image Quickbird. Sept classes ont été étudiées : eau, ombre, arbre, pelouse, bâtiment, route, sol nu et surface hétérogène. La précision de classification pour la classe bâtiment est de l'ordre de 79.4 % et 44.6 % pour la classe route.

Caprioli et Tarantino (2003) ont atteint une précision globale de classification de l'ordre de 96 %. Ils ont utilisé le logiciel eCognition pour la classification d'une image Quickbird de zone péri-urbaine. Le taux de bonne classification de la classe bâtiment est de 74 % et celui de la classe route est de 75 %. Ils ont soulevé le problème de confusion importante entre les routes asphaltées et les bâtiments (d'environ 25 %). Kressler *et al.* (2001) ont classifié une image Ikonos de la ville de Vienne avec eCognition. Ils ont obtenu une précision de bonne classification de l'ordre de 71 %. Les classes étudiées sont : eau, arbres, pelouse, parcelles, sable, bâtiments, asphalte, gravier; mais, ils ne différencient pas entre les objets route et surfaces artificielles. La pelouse n'a pas pu être identifiée avec succès à cause du fait qu'elle est définie comme large zone homogène de végétation. Sur l'image étudiée, il n'y avait pas de régions purement pelouse, mais plutôt des parcelles couvertes de pelouse et d'autres types d'occupation du sol tels que les arbres et les petits bâtiments. Un taux de 0 % a été observé.

Taubenböck *et al.* (2006) ont rapporté un taux de bonne extraction des bâtiments de l'ordre de 82 %. Ils ont travaillé sur image Ikonos et ont utilisé le logiciel eCognition. Ils ont signalé la difficulté de l'extraction des routes à cause, d'une part, de l'hétérogénéité spectrale élevée due à la présence des voitures et d'autre part, de l'ombre projetée sur les routes. Le réseau extrait est déconnecté à cause de la non extraction des parties de routes.

Le tableau 4.16 présente une comparaison de notre approche avec les autres travaux. Tous les travaux cités ont adopté l'approche basée objets. La comparaison est faite selon les critères suivants : la méthode de classification (extraction adoptée), le degré d'automatisation, la nécessité d'introduire des paramètres (ou zones d'entraînement), l'utilisation des données auxiliaires, l'image et le milieu du travail, les objets à extraire, les taux de bonne extraction (global et par classe).

Tableau 4.16. Comparaison de l'approche avec d'autres travaux

Référence	Méthode	Paramètres à introduire	Image et milieu de travail	Objets	Taux de bonne extraction
Approche proposée	Segmentation multispectrale, non paramétrée; classification par base de règles floues	Non	Ikonos, Quickbird (Urbain)	Classes naturelles, Bâtiment, Route, Lots de stationnement. surfaces artificielles	Global : 80 % 81 % : Bâtiment 75 % : Route 60 % : Lot. Stat.
Shackelford et Davis (2003a)	Approche combinée par pixels et par objets	Oui	Ikonos (Urbain)	Classes naturelles, Bâtiment, Route, Surfaces artificielles	Global : 86 % 76 % : Bâtiment 99 % : Route 81 % : Surf. artificielles
Puissant <i>et al.</i> (2006)	Arbre de décision (génération automatique)	Oui	Quickbird (Urbain)	Classes naturelles, Bâtiment, Route, Sol nu/surface hétérogène	Global : 82 % 79 % : Bâtiment 44 % : Route 78 % : Sol nu/hétérogène
Caprioli et Tarantino (2003)	Plus proche voisin (eCognition)	Oui	Quickbird (Péri-urbain)	Bâti Route	Global : 96 % 74 % : Bâtiment 75 % : Route
Kressler <i>et al.</i> (2001)	Base de règles floues (eCognition)	Oui	Ikonos-2 (Urbain)	Classes naturelles, bâtiments, asphalte, gravier	Global : 71 %

4.6.2. Approche d'analyse d'image basée objets

Le principe de notre approche d'extraction automatique repose sur une analyse d'image basée objets. Les résultats atteints ont montré l'adéquation de cette approche pour l'analyse des images à THRS. L'adoption de la notion de primitive a permis de modéliser la réalité plus fidèlement. Un objet peut être constitué de plusieurs détails ce qui pousse l'algorithme de

segmentation à aussi initialiser un autre segment. La prise en compte de la notion des primitives dans notre approche permet de prendre en considération l'intégralité de l'objet.

Les méthodes choisies dans les deux étapes de l'analyse basée objets se sont révélées judicieuses. La création des primitives avec l'approche de segmentation proposée ainsi que leur classification par la base de règles floues créée ont permis d'atteindre le but fixé.

4.6.2.1. L'approche de segmentation

D'après l'analyse et l'interprétation des résultats obtenus dans ce travail, l'importance indéniable de l'étape de la création des primitives (segments) a été démontrée à plusieurs niveaux. Son influence sur la qualité des objets extraits est indiscutable. La qualité de la segmentation menée agit sur les précisions sémantique et géométrique des objets extraits. La première représente la précision de l'affectation aux classes d'objets. Si l'objet est bien segmenté, ces propriétés spectrales, géométriques et contextuelles seront représentatives. Il va donc satisfaire les règles d'appartenance à sa vraie classe avec un degré élevé. Pour l'affectation finale, et après comparaison de ses divers degrés aux différentes classes, il a une grande chance d'être affecté à sa classe réelle. Par contre, si l'objet est mal segmenté (fusion avec les voisins ou une forte sur-segmentation), il ne va pas satisfaire les règles de sa vraie classe. Son affectation à cette classe reste peu probable. Quant à la précision géométrique, elle traduit la conformité géométrique de l'objet extrait et l'objet réel. Plus la segmentation respecte les limites des objets, plus il sera conforme géométriquement à la réalité.

Toutefois, dans certains cas, deux objets adjacents peuvent être combinés en un seul objet durant le processus de segmentation. Ce problème a été soulevé aussi par Smith (2006) dans son travail d'extraction des parcelles agricoles par une approche d'analyse d'image basée objets. Des parcelles adjacentes ont été fusionnées entre elles durant l'étape de segmentation. Dans notre cas, des bâtiments adjacents ont été fusionnés lors de la segmentation, et l'approche générale les a considérés comme un seul objet. Normalement, même s'il existe réellement une bordure entre deux objets, elle doit être spatialement et spectralement

significative par rapport à la résolution spatiale de l'image afin que l'algorithme de segmentation initialise la création d'un nouveau segment.

Vu l'influence de la segmentation sur les résultats, un retour en arrière vers cette étape pourrait être envisageable. Le but étant de corriger d'éventuelles erreurs causées par la segmentation. Elles peuvent correspondre à des cas d'échec d'extraction ou d'interprétations multiples. Cette alternative a été adoptée par Cocquerz *et al.* (1992) et par Matsuyama and Hwang (1990) dans leurs systèmes d'interprétation d'images aériennes. Toutefois, leurs démarches sont complexes. Ils ont utilisé des systèmes experts. L'opération n'est pas évidente, mais elle pourrait améliorer la qualité et la précision des objets extraits et corriger d'éventuelles anomalies. Par exemple, dans le cas de la classe de bâtiments, et après application de la base des règles, certaines primitives appartiennent à la bibliothèque spectrale des bâtiments, mais elles ne satisfont pas les règles géométriques et contextuelles de cette classe. En comparaison à la réalité, elles représentent des bâtiments, mais la segmentation n'a pas respectée leurs limites. Dans ce cas, la vérification de la segmentation pourrait permettre son extraction correcte.

4.6.2.2. La base de règles floues

Dans notre approche, la formulation des règles est faite par traduction des connaissances utilisées par les photo-interprètes pour l'interprétation d'une image à THRS d'un milieu urbain. Cette méthode s'est révélée intéressante pour pouvoir discriminer et extraire entre les classes d'objets choisies. L'originalité de notre étude repose sur la transposabilité de la base des règles développée. En effet, cette dernière ne nécessite pas une reformulation pour être adaptée à des images différentes. Les seuils des attributs, qui sont dépendantes des images et utilisés dans les règles, sont déterminés automatiquement. Elle ne nécessite pas d'exemples pour apprentissage ou pour la détermination des paramètres. Les résultats obtenus traduisent la pertinence des règles.

L'utilisation de la logique floue a contribué à une classification précise de l'occupation du sol. Elle permet la nuance dans l'affectation grâce à l'utilisation des fonctions d'appartenance. Elle

permet l'appartenance à plusieurs classes traduisant ainsi le flou dans la connaissance adoptée. La décision finale est faite à la fin en fonction des degrés de précision, de certitude et de conflit observés sur les différentes classes.

La base de règles floues présente l'avantage de ne pas nécessiter un ordre d'application des règles. Les règles sont appliquées d'une manière parallèle. Les objets répondent aux différentes règles par des degrés de satisfaction allant de 0 à 1. L'ordre d'application n'a pas d'effet sur les résultats finaux. La base de règles floues diffère de l'arbre de décision. Dans ce dernier, les règles sont appliquées de manière séquentielle. L'ordre d'application doit être respecté et les objets ne peuvent appartenir qu'à une seule classe. L'arbre de décision a été adopté par Puissant *et al.* (2006). Ils ont constaté que l'ordre d'identification des objets et l'ordre d'application des règles influencent les résultats.

La définition des règles d'extraction à travers les formalismes de la logique floue et de la théorie des possibilités a permis de fournir des résultats avec une information sur leur qualité d'extraction. Chaque objet extrait est décrit par des mesures de précision et de certitude de l'extraction. Cette information est très utile pour les utilisateurs afin de pouvoir juger et décider sur la qualité des objets à prendre en compte.

La localisation des objets de conflit peut être exploitée dans une procédure complémentaire avec une intervention d'un opérateur humain dans le but d'atteindre un taux d'extraction maximal. En effet, dans une procédure dirigée par l'opérateur, les zones de conflit peuvent être localisées. L'approche permettra de guider l'opérateur pour cibler ces zones. Elle va renseigner sur les classes d'appartenance possibles. Grâce à la gestion des propriétés et des attributs dans une base de données, l'opérateur pourrait consulter les informations relatives à l'objet étudié (réponse spectrale, superficie, satisfaction des propriétés descriptives, etc.). La superposition de l'extrait image avec la couche étudiée permettra d'apporter une information additionnelle relative à une éventuelle interprétation visuelle. En exploitant toutes ces informations, l'opérateur pourrait assigner l'objet étudié à une classe d'objet. Cette opération pourrait permettre une augmentation de la précision finale de l'extraction et ressortir les objets des classes étudiées.

4.6.3. Apport de l'approche automatique pour l'interprétation d'image

L'approche proposée assure l'extraction des objets à partir des images à THRS de manière totalement automatique. Elle ne nécessite pas l'introduction de paramètres à aucune de ses étapes. Ceci a été possible grâce aux différentes méthodes proposées pour la détermination automatique des paramètres requis par l'approche.

Ainsi, au niveau de l'étape de la segmentation, les seuils d'homogénéité spectrale sont déterminés automatiquement à partir de l'histogramme des valeurs différenciées de chaque bande spectrale. Les images à THRS et spécialement celles du milieu urbain sont très complexes. La détermination du seuil de l'homogénéité spectrale de manière adaptative a permis de segmenter correctement différents objets hétérogènes. La détermination du seuil adaptatif est rendue possible grâce à la méthode de détection automatique du seuil, puisque le seuil est utilisé au cours du processus de segmentation.

Pour l'étape de classification, et dans le cas de la base de règles, une solution automatisée présente l'intérêt de permettre la généralisation des règles de décision sur différentes images sans nécessiter leur reformulation. L'approche prévoit des méthodes automatiques pour une détermination des paramètres dépendants des images. Ces images peuvent représenter différents contextes ou provenir de différents capteurs satellitaires à THRS.

Dans certains cas, l'extraction automatique est plus efficace par rapport à une extraction manuelle. En effet, pour la végétation et le sol nu, l'approche détecte des objets qui, visuellement, ne sont pas identifiables. L'analyse des valeurs spectrales de ces objets a permis d'approuver la décision de l'approche. Ainsi, l'interprétation automatique s'avère très utile et d'un grand apport pour l'interprétation humaine. Au fait, cet apport ne consiste pas seulement en un gain de temps et une automatisation des tâches. L'interprétation automatique peut renseigner mieux qu'une interprétation humaine sur certains objets que visuellement, l'opérateur humain n'arrive pas à identifier la nature.

5. Conclusion et recommandations

5.1. Recherche effectuée

Ce travail a permis le développement d'une nouvelle approche d'extraction automatique de l'information géographique à partir des images satellitaires à THRS. L'approche est destinée à extraire des objets urbains (bâtiment, route, lot de stationnement, pelouse, arbre, sol nu, eau). Elle exploite uniquement les images multispectrales à THRS. Aucune donnée auxiliaire n'est utilisée et aucun paramètre n'est introduit par l'opérateur. L'approche proposée repose sur une analyse d'image basée objets. Elle est constituée de deux étapes principales: création des primitives objets et passage des primitives aux objets d'intérêt.

Pour réaliser la première étape, une nouvelle approche de segmentation multispectrale est proposée. Elle consiste en une segmentation coopérative entre régions et contours. Elle utilise un critère d'homogénéité spectrale dont le seuil est déterminé automatiquement. Ce seuil est adaptatif. Il est déterminé pour chaque nouveau segment en fonction de l'objet à segmenter. La méthode ne nécessite aucun paramètre à introduire par l'utilisateur. Son application sur diverses images multispectrales a donné de bons résultats.

Les segments ainsi créés constituent les primitives objets. La deuxième étape part de ces primitives. Elles offrent d'avantage de propriétés et de possibilités d'analyse. Elle vise à extraire les objets d'intérêt à travers l'application d'une base de règles floues. Ces dernières traduisent les connaissances sur les objets formulées par interprétation visuelle d'une image satellitaire à THRS du milieu urbain. Les classes d'objets étudiées sont décrites par des règles mettant en jeu des propriétés spectrales, texturales, géométriques et contextuelles. Des méthodes spécifiques sont proposées pour une détermination automatique des seuils des propriétés dépendantes de l'image étudiée. Après application de la base de règles, les objets présentent des degrés d'appartenance à chacune des classes. La décision d'affectation finale est faite en fonction des degrés de précision, de certitude et de conflit présentés par chaque objet.

Le recours à la logique floue a permis de prendre en considération l'imprécision relative à la connaissance utilisée et aussi celle relative à la détermination des seuils. Elle a permis de ressortir les objets avec des degrés de précision et de certitude traduisant la qualité de leur extraction.

L'application de l'approche proposée sur des images satellitaires à THRS a donné de bons résultats. Des extraits d'images d'Ikonos et de Quickbird représentant divers contextes ont été utilisés. L'approche d'extraction automatique a pu extraire avec succès des objets des classes étudiées. Le taux global de bonne extraction est de l'ordre de 80 %. Les objets extraits sont organisés en couches d'objets vectorielles. Chaque objet est décrit avec un ensemble d'attributs (réponse spectrale, superficie, ...), avec des informations sur la qualité de son extraction (degré de précision et de certitude).

5.2. Contribution et originalité

Ce travail touche un axe de recherche qui constitue un défi actuel dans le domaine de la géomatique : l'apport d'une solution pour l'extraction de l'information géographique à partir des images à THRS. Il a permis l'étude du potentiel des images satellitaires multispectrales à THRS pour une extraction automatique des objets dans un contexte urbain. Le défi était grand vu la complexité du milieu étudié et les spécificités des images utilisées.

L'étude du milieu urbain fait face à la complexité de ce milieu. 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, lots de stationnements, espaces verts,...) se distinguent par une grande fréquence spatiale et par une grande répétitivité. La mise en œuvre de notre approche offre des opportunités d'applications dans ce milieu.

L'utilisation des nouvelles images à THRS ouvre de nouvelles possibilités dans la recherche. En effet, ces images restent encore dans un stade exploratoire. La grande résolution de ces images est accompagnée par de nouveaux défis à soulever : le grand nombre de données à traiter, la haute résolution spatiale et la faible résolution spectrale. Le développement d'une

approche de classification de l'occupation du sol urbain à partir des images à THRS d'une manière totalement automatiquement constitue une contribution significative dans le domaine de l'analyse des images satellitaires.

L'approche d'extraction automatique des objets à partir des images à THRS proposée dans le cadre de cette étude repose sur une nouvelle approche d'analyse d'image basée objets. L'aspect original de cette approche réside dans le fait qu'elle n'utilise aucune donnée *a priori* à part l'image d'étude. Tout le long des différentes étapes de l'approche, les paramètres et les seuils nécessaires sont déterminés de manière automatique. L'approche est ainsi transposable sur d'autres sites d'étude et sur d'autres images à THRS. La nouvelle approche de segmentation proposée est non paramétrée et prend en considération l'objet à segmenter. L'utilisation de la coopération des approches de segmentation par régions et par contours a apporté une meilleure prise en compte des caractéristiques de l'image et a donné en conséquence une meilleure segmentation. L'extraction est basée sur des règles simples, objectives et transposables. L'intégration de la logique floue et la théorie des possibilités dans la base de règles a contribué à gérer la complexité du sujet étudié. Elle a permis de raisonner avec des connaissances imprécises et incertaines et d'informer sur la qualité des objets extraits.

5.3. Limitations et recommandations

Forme finale des objets extraits

Une des limitations de l'approche est la conformité de la forme géométrique des objets extraits par rapport à la réalité. Ceci est dû à plusieurs raisons discutées auparavant. Une étape de post-traitement permettrait d'améliorer la conformité géométrique des objets extraits avec la réalité. Dans ce sens, l'utilisation d'une technique par contours actifs s'avère une solution intéressante. Ils ont été adoptés dans des travaux d'extraction de route et de bâtiment à partir des images à THRS (Agouris *et al*, 2002 ; Guo and Yasuoka, 2002; Youn and Bethel, 2004). Un contour actif est représenté par une ligne polygonale, définie par des nœuds et des segments. Les relations géométriques et radiométriques entre ces nœuds sont exprimées

comme des fonctions d'énergie. L'extraction des objets devient un problème d'optimisation. Les contours actifs différentiels utilisent en plus des informations existantes. Pour être appliqués avec notre approche, les objets extraits vont initialiser le traitement. La technique est itérative. Les contours finaux s'approchent le mieux de la forme des objets réels.

Ce problème peut être entrepris d'une manière purement géométrique. Ainsi, une solution peut consister en une décomposition des objets extraits en formes géométriques simples. Erus et Loménié (2006) ont décomposé le réseau routier extraits en rectangles. Des règles d'agencement sont par la suite définies et appliquées. Ruskoné (2005) a ressorti d'abord les structures des objets extraits (axes des routes). Une étape de reconstitution et de connexion du réseau est réalisée par la suite. L'étude menée par Rosin (2003) sur les formes des objets peut être aussi utile.

Restitution des objets sous ombre

Dans les images à THRS du milieu urbain, l'ombre est très présente. Par exemple, sur le site 1 sur l'image Ikonos 2004, malgré le taux de bonne extraction intéressant, des parties de l'image sont cachées par l'ombre. L'approche proposée détecte l'ombre mais, elle ne permet pas la restitution des zones sous l'ombre. Une restitution des surfaces sous ombre permettrait d'améliorer les résultats d'extraction. Dans ce sens, Amani (2006) a proposé une méthode pour restituer les surfaces sous ombre. Son principe est basé sur une comparaison des propriétés des segments d'ombre et ceux des objets voisins. La méthode consiste en une analyse de texture et du contraste entre chaque segment d'ombre et ses voisins côté ombre. Il propose aussi une méthode de correction des effets d'ombre. La méthode a été appliquée sur une image Ikonos panchromatique.

5.4. Perspectives

Pour les futurs développements, nous suggérons les perspectives suivantes : l'application de l'approche sur des images hyperspectrales, l'étude de l'apport des données auxiliaires et le passage à l'étape d'analyse dans l'interprétation des images.

Les images hyperspectrales

L'approche d'extraction automatique a été appliquée sur des images multispectrales. Il serait intéressant de la tester sur des images hyperspectrales. Elles semblent avoir un grand potentiel pour la discrimination entre les classes (Landgrebe, 2005). Des études ont montré que les images hyperspectrales permettent une meilleure discrimination spectrale entre les objets du milieu urbain (Herold *et al.*, 2003). L'utilisation de ce type d'image apportera une information spectrale additionnelle capable de contribuer à améliorer l'extraction automatique des objets.

Intégration des données auxiliaires

L'approche proposée pour l'extraction automatique des objets à partir des images à THRS n'intègre pas de données auxiliaires. Il serait intéressant d'étudier l'apport de cette intégration sur la précision d'extraction et sur la réduction des ambiguïtés entre objets. L'exploitation des données cartographiques par exemple a été étudiée par Baltsavias (2004) et Zhang (2004). Afin de préserver l'aspect automatique de l'approche proposée, il serait plus intéressant que la prise en compte de ces données soit réalisée de manière automatique. Il faudrait prévoir une étape d'acquisition automatique de connaissances à partir de ces données. Leur intégration pourrait être faite au niveau de la segmentation et aussi au niveau de la base de connaissance. Au niveau de la segmentation, la prise en compte de ces données permettrait de créer des primitives objets plus fidèles à la réalité et permettrait d'éviter la fusion entre objets différents. Au niveau de la classification, les données auxiliaires apporteront plus de connaissances à intégrer dans la base de règles de l'extraction.

Passage à l'étape d'analyse dans l'interprétation de l'image

L'interprétation d'une image passe par trois niveaux (Paine and Kiser, 2003) : détection, identification et analyse. L'approche proposée par ce travail assure les deux premières étapes. Elle permet de détecter et d'identifier les objets urbains à partir des images à THRS. Afin que l'approche constitue une solution complète d'interprétation automatique d'image, il faudrait viser aussi l'analyse de l'image. L'approche proposée dans le cadre de ce travail extrait les objets élémentaires. L'étape d'analyse permettra de déterminer l'appartenance fonctionnelle

des objets extraits (route principale, bâtiment d'habitation, etc.) et de reconnaître les différents tissus urbains existants (résidentiels, industriels, etc.). Le passage à ce niveau requiert plus de connaissances sur l'utilisation du sol et la fonction de chaque objet (propriétés contextuelles, agencements et structures spatiaux, etc.). Des exemples de ces connaissances peuvent être trouvés dans le travail de Bauer et Steinnocher (2001) ou celui de Zhang et Wang (2003). La prise en compte de ces connaissances peut être faite sous la forme de nouvelles règles. Elles peuvent être ainsi facilement intégrées dans l'approche proposée. La base de règles est configurée d'une manière ouverte. L'ajout de ces nouvelles règles dans la base peut être réalisé d'une manière évidente.

6. Références bibliographiques

- Aggarwal, J. K., Ghosh, J., Nair, D. and Taha, I. (1996) A comparative study of three paradigms for object recognition - Bayesian statistics, neural networks et expert systems. P. 241-262, *in*: Bowyer, K.W. and Ahuja, N. (Réd.) *Advances in Image Understanding: A Festschrift for Azriel Rosenfeld*, IEEE Computer Society Press.
- Agouris, P., Stefanidis, A., Gyftakis, S. and Mountrakis, G. (2002) Differential Object Extraction Methods for Automated GIS Updates. P. 781-785, *in*: *Proceedings of Symposium on geospatial theory, processing and applications*, Ottawa, Canada, July 2002.
- Amani, M. (2006) Détection et exploitation d'ombre de bâti sur les images de très haute résolution spatiale (Ikonos): Application au milieu urbain (Sherbrooke). Thèse de Doctorat. Université de Sherbrooke, Département de géomatique appliquée, Sherbrooke, 134 p.
- Baatz, M. and Schäpe, A. (2000) Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. P.12-23, *in*: Strobl, J. and Blaschke, T. (Réd.): *Angewandte Geographische. Informations verarbeitung XII, Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000*, Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag, 5-7 Juillet 2000.
- Bailloeuil, T., Duan, J., Prinnet, V. and Serra, B. (2003) Urban Digital Map Updating From Satellite High Resolution Images Using GIS Data as A Priori Knowledge. *in*: 2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, Berlin, Allemagne, 22-23 May 2003, p. 283- 287.
- Bajcsy, R., Lee, S. W. and Leonardis, A. (1996) Detection of Diffuse and Specular Interface Reflections and Inter-Reflections by Color Image Segmentation. *International Journal of Computer Vision*, vol. 17, n° 3, p. 241-272.
- Baltsavias, E. and Hahn, M. (2000) Integrating spatial information and image analysis - one plus one makes ten. *in*: IAPRS, Amsterdam, Nederland.
- 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.
- Bannari, A., Morin, D. and He, D.-C. (1997) Caractérisation de l'environnement urbain à l'aide des indices de végétation dérivés des données de hautes résolutions spatiale et spectrale. *in*: AUPELF-UREF (Eds.): *Téledétection des milieux urbains et périurbains*, p. 47-64.
- Baraldi, A. and Parmiggiani, F. (1994) A Nagao-Matsuyama approach to high-resolution satellite image classification. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 32, n° 4, p. 749-758.
- Barker, S. A. and Rayner, P. J. W. (2000) Unsupervised image segmentation using Markov random field models. *Pattern Recognition*, vol. 33, p. 587-602.

- Bauer, T. and Steinnocher, K. (2001) Per-parcel land use classification in urban areas applying a rule-based technique. *GIS*, vol. 6, n° 1, p. 24-27.
- Bellet, F., Salotti, M. and Garbay, C. (1995) Une approche opportuniste et coopérative pour la vision de bas niveau. *Traitement du Signal*, vol. 12, n° 5, p. 479-494.
- Benediktsson, J. A., Pesaresi, M. and Arnason, K. (2003) Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, n° 9, p. 1940-1949.
- Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I. and Heynen, M. (2004) Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58, p. 239- 258.
- Berrada, A. (2006) Identification des piscines a l'aide d'une image IKONOS: Cas de la ville de Sherbrooke. Mémoire de maîtrise, département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 87 p.
- Bertolino, P. et Montanvert, A. (1996) Coopération régions contours multirésolution en segmentation d'image. P. 299-307, in : Actes du Congrès AFCET de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Rennes, 16-18 janvier 1996, Association française pour la cybernétique économique et technique, Paris, France.
- Bertolino, P. (1995) Contribution des pyramides irrégulières en segmentation d'images multirésolution. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Grenoble, 186 p.
- Biehl, L. and Landgrebe, D. (2002) MultiSpec: a tool for multispectral - hyperspectral image data analysis. *Computers and Geosciences archive*, vol. 28, n°. 10, p. 1153 – 1159.
- Blaschke, T. and Strobl, J. (2001) What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GIS*, vol. 6, n° 1, p. 12-17.
- Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J. and Zeil, P. (2000) Object-Oriented Image Processing in an Integrated GIS/Remote Sensing Environment and Perspectives for Environmental Applications. *in* Cremers, A. and Greve, K. (Eds.): Environmental Information for Planning, Politics and the Public, Metropolis, Marburg. p. 555-570.
- Bonnefon, R. (2002) Extraction d'objets cartographiques à partir d'images de télédétection : possibilité d'application à la mise à jour de Systèmes d'Information Géographique. Institut de recherche en informtique de Toulouse, Université Paul Sabatier, Toulouse, 202 p.
- Bonnin, P., Hoeltzener-Douarin, B. and Pissaloux, E. (1995) A new way of image data fusion: the multi-spectral cooperative segmentation. *in*: Proceedings of the International Conference on Image Processing.
- Bouchon-Meunier, B. et Marsala, C. (2003) Logique floue, principes, aide à la décision. Hermes science publications, Paris, 252 p.
- Bouchon-Meunier, B. (1993) La logique floue. Collection Que sais-je, vol. 2702, Presses universitaires de France, Paris, 128 p.

- Caloz, R. et Collet, C. (2001) Précis de télédétection, Volume 3 Traitements numériques d'images de télédétection. AUF, Québec, Presses de l'Université du Québec, 380 p.
- Caloz, R. et Pointet, A. (2003) Analyse comparative de la classification contextuelle et du maximum de vraisemblance: synthèse et cas d'étude. *Télédétection*, vol. 3, n° 2-3-4, p. 311-322.
- Campbell, J. B. (2007) Introduction to remote sensing. New York, Guildford Press, 626 p.
- Caprioli, M. and Tarantino, E. (2003) Urban features recognition from VHR satellite data with an object-oriented approach. *in: Commission IV Joint Workshop : Challenges in Geospatial Analysis, Integration and Visualization*, Stuttgart, Germany, September 8 - 9, 2003.
- 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.
- Castilla, G. (2003) Object-oriented analysis of Remote Sensing images for land cover mapping: conceptual foundations and a segmentation method to derive a baseline partition for classification. Thèse de doctorat, Polytechnic University of Madrid, Madrid, 204 p.
- Chen, Q.-X., Luo, J.-C., Zhou, C.-H. and Pei, T. (2003) A Hybrid Multi-Scale Segmentation Approach for Remotely Sensed Imagery. *in: Proceedings of IGARSS 2003 IEEE*, Toulouse, July 2003.
- Cheng, H. D., Jiang, X. H., Sun, Y. and Wang, J. (2001) Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition*, vol. 34, p. 2259-2281.
- Cho, K. and Meer, P. (1997) Image Segmentation from Consensus Information. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 68, n° 1, p. 72-89.
- Chu, C. and Aggarwal, J. (1993) The integration of image segmentation maps using region and edge information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, n° 12, p. 1241-1252.
- Cocquerez, J.-P., Gaussier, P. and Philipp, S. (1992) Système d'interprétation mixte réseaux de neurones/systeme-expert appliqué aux images aériennes. *Revue de traitement d'image*, vol. 9, n° 5, p. 421-439.
- Cocquerez, J. P., Philipp, S. and Gaussier, P. (1997) Comparison between systems of image interpretation. *in: Workshop COMPARES*, York, Grande Bretagne, p. 86-96.
- Crevier, D. and Lepage, R. (1997) Knowledge-based image understanding systems: a survey. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 67, n° 2, p. 161-185.
- Cufi, X., Muñoz, X., Freixenet, J. and Marti, J. (2001) A Review on Image Segmentation Techniques Integrating Region and Boundary Information. P. 1-39, *In: P. W. Hawkes (éd.) Advances in Imaging and Electron Physics*, Academic Press, San Diego, USA, vol. 120, 344 p.
- Darwish, A., Leukert, K. and Reinhardt, W. (2003) Image Segmentation for the Purpose Of Object-Based Classification. *in: Proceedings of IGARSS 2003 IEEE*, Toulouse, July 2003.

- Donnay, J-P., Barnsley, M. J. and Longley, P. A. (2001) Remote sensing and urban analysis. Masse, I. and Salgé, F. (Eds.), Taylor and Francis, London, 268 p.
- Donnay, J-P., Collet, C. and Weber, C. (2000) La télédétection urbaine à l'aube de la très haute résolution spatiale. *in* AUF (Eds.): La télédétection en Francophonie : analyse critique et perspectives. p.3-13.
- Dubois, D., Grabisch, M., De Mouzon, O. and Prade, H. (2003) Classification et diagnostic. P. 149-198, *in* : Bouchon-Meunier, B. et Marsala, C. (Eds.) Logique floue, principes, aide à la décision. Hermes science publications, Paris, 252 p.
- Erus, G. et Loménie N. (2006) Lien entre modélisation haut-niveau et processus bas-niveau: un exemple introductif à l'atelier, l'apprentissage d'objets cartographiques à partir de peu d'exemples dans les images satellites à THR. Atelier sur l'extraction de connaissance et images, 23 décembre 2006, Namur, France.
- Fan, J., Yau, D. K. Y., Elmagarmid, A. K. and Aref, W. G. (2001) Automatic image segmentation by integrating color-edge extraction and seeded region growing. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, n° 10, p. 1454-1466.
- Fjørtoft, R. (1999) Segmentation d'images Radar par détection de contours. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, Toulouse, 210 p.
- Fjørtoft, R., Cabada, J., Lopès, A., Marthon, P. and Cubero-Castan, E. (1997) Complementary edge detection and region growing for SAR image segmentation. P. 70-72, *in*: Conference of the Norwegian Society for Image Processing and Pattern Recognition, 20-22 may 1997, NOBIM, Tromsø, Norvège.
- Flanders, D., Hall-Beyer, M. and Pereverzoff, J. (2003) Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 29, n° 4, p. 441-452.
- Foody, G. M. (1997) Fully Fuzzy Supervised Classification of Land Cover from Remotely Sensed Imagery with an Artificial Neural Network. *Neural Computing and Applications*, vol. 5, p. 238-247.
- Fraser, C. S., Baltsavias, E. and Gruen, A. (2002) Processing of Ikonos imagery for submetre 3D positioning and building extraction. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 56, p. 177-194.
- Fuller, R. M., Smith, G.M., Sanderson, J.M., Hill, R.A., Thomson, A.G., Cox, R., Brown, N.J., Clarke, R.T., Rothery, P. and Gerard, F.F. (2002). Land Cover Map 2000. Report of Countryside Survey 2000 Module 7, Centre for ecology and hydrology (Natural environment research council), Abbots Ripton, Huntingdon, Cambridgeshire, Cambs, UK, 101 p.
- Fuertes, J. M., Lucena, M., Pérez De La Blanca, N., Fdez-Valdivia, J. and Guevara, M. (2000) Region Growth Based On Color Gradients. P. 1-11, *in*: Proceedings of the 5th Iberoamerican Symposium On Pattern Recognition, Lisboa, 11-13 September 2000, SIARP, Lisboa, Portugal.

- Gao, J. and Wu, L. (2004) Automatic extraction of road networks in urban areas from Ikonos imagery based on spatial reasoning. XXth ISPRS Congress, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Istanbul, Turkey, July 12-23, 2004.
- Gambotto, J. P. (1993) A new approach to combining region growing and edge detection. *Pattern Recognition Letters*, vol. 14, n° 11, p. 869-875.
- Gerhardinger, A., Ehrlich, D. and Pesaresi, M. (2005) Vehicules detection from very high resolution satellite imagery for the development of a societal activity index. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 36, Part 3/W24, p. 83-88.
- Gianinetto, M., Giussani, A., Lechi, G. M. and Scaioni, M. (2004) "Fast mapping" from high resolution satellite images: a sustainable approach to provide maps for developing countries. *in: 20th ISPRS Congress, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Istanbul, Turkey, July 12-23, 2004.*
- Goïta, K., Gonzalez-Rubio, R., Bénéié, G. B., Royer, A. and Michaud, F. (1994) Une revue de littérature des réseaux neuromimétiques et des systèmes à base de connaissance dans l'analyse et l'interprétation d'images en télédétection. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 19, n° 2, p. 53-62.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (2002) *Digital Image Processing*, Prentice Hall, second edition, 793 p.
- Maguire, D. J., Batty, M. and Goodchild, M. F. (2005) *GIS, spatial analysis, and modeling*. Redlands, ESRI Press, 480 p.
- Grabisch, M. (2001) Fuzzy pattern recognition by fuzzy integrals and fuzzy rules. P. 257-280, *in: Pal, S. K. and Pal A. (Dir.) Pattern recognition - From classical to modern approaches*. World Scientific.
- Gruen, A., Kuebler, O. and Agouris, P. (1995). Automatic extraction of man-made objects from aerial and space images. Psterwalder, K. (Eds.), *Birkhäuser Verlag, Basel*, 321 p.
- Guindon, B. (1997) Computer-Based aerial image understanding: A review and assessment of its application to planimetric information extraction from very high resolution satellite images. *Canadian Journal of remote Sensing*, vol. 23, n° 1, p. 38-47.
- Guo, T. and Yasuoka, Y. (2002) Snake-based approach for building extraction from high-resolution satellite images and height data in urban areas. *in: 23rd Asian Conference on Remote Sensing (ACRS 2002), Kathmandu, Nepal, november 25-29, 2002.*
- Guo, Q., Kelly, M., Gong, P. and Liu, D. (2007) An Object-Based Classification Approach in Mapping Tree Mortality Using High Spatial Resolution Imagery. *GIScience and Remote Sensing*, vol. 44, n° 1, p. 24-47.
- Han, J., Chi, K. and Yeon, Y. (2005) Land Cover Classification of IKONOS Multispectral Satellite Data: Neuro-fuzzy, Neural Network and Maximum Likelihood Methods. P. 251-262, *in: Ślęzak, D. et al. (Eds.): Proceedings of the 10th International Conference of rough*

- sets, fuzzy sets, data mining, and granular computing, August 31 - September 3, 2005, Regina, Canada.
- Hay, G. J. and Castilla, G. (2006) Object-based image analysis :strengths, weaknesses, opportunities and threats (SWOT). *in*: 1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006), Salzburg, Austria, July 4 - 5, 2006.
- He, D-C., Wang, L. and Amani, M. (2004) A new technique for multi-resolution image fusion. *in*: IGARSS-International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Anchorage, Alaska, 19-26 September 2004.
- Herold, M., Gardner, M., Hadley, B. and Roberts, D. (2002) The spectral dimension in urban land cover mapping from high resolution optical remote sensing data. *in*: Proceedings of the 3rd Symposium on Remote Sensing of Urban Areas, Istanbul, Turkey, June 2002.
- Herold, M., Gardner, M. E. and Roberts, D. A. (2003) Spectral resolution requirements for mapping urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, n° 9, p. 1907-1919.
- Hofmann, P. (2001a) Detecting urban features from IKONOS data using an object-oriented approach. *in* : Proceedings of the 1st Annual Conference of the Remote Sensing and Photogrammetry Society (RSPS2001), September 12-14, 2001, London.
- Hofmann, P. (2001b) Detecting buildings and roads from IKONOS data using additional elevation information. *GIS*, vol. 6, n° 1, p. 28-33.
- Holland, D., 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.
- Holland, D. and Marshall, P. (2004) Updating maps in a well-mapped country using high resolution satellite imagery. *in*: 20th ISPRS Congress, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Istanbul, Turkey, July 12-23, 2004.
- Huet, F. et Philipp, S. (1998) Une classification floue multi-échelle par kppv - Application à l'interprétation d'images aériennes. *in*: 11^{ème} congrès de reconnaissance des formes et intelligence artificielle (RFIA), Clermont Ferrand, France, 20-22 janvier 1998.
- Huiping, H., Bingfang, W. and Jinlong, F. (2003) Analysis to the relationship of classification accuracy segmentation scale image resolution. *in*: Proceedings of IGARSS 2003 IEEE, Toulouse, July 2003.
- Ishibuchi, H., Ken Nozaki, K. and Tanaka, H. (1992) Pattern Classification by Distributed Representation of Fuzzy Rules. *in* : IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 8-12 Mar 1992, San Diego.
- Ito, N., Kamekura, R., Shimazu, Y., Yokoyama, T. and Matsushita, Y. (1996) The Combination of Edge Detection and Region Extraction in nonparametric Color Image Segmentation. *Information sciences*, vol. 92, p. 277-294.

- Jensen, J. R. (2005) *Introductory Digital Image Processing*. Upper Saddle River, N.J. : Prentice Hall.
- Jiménez, L. O., Rivera-Medina, J. L., Rodríguez-Díaz, E., Arzuaga-Cruz, E. and Ramírez-Vélez, M. (2005) Integration of Spatial and Spectral Information by Means of Unsupervised Extraction and Classification for Homogenous Objects Applied to Multispectral and Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, n° 4, p. 844-851.
- Kermad, C. D. et Chehdi, K. (1998) Segmentation d'images : recherche d'une mise en oeuvre automatique par coopération de méthodes. *Traitement du Signal*, vol. 15, n° 4, p. 331-336.
- Kermad, C. D. and Chehdi, K. (2002) Automatic image segmentation system through iterative edge-region co-operation. *Image and Vision Computing*, vol. 20, p. 541-555.
- Kettig, R. L. and Landgrebe, A. (1976) Classification of Multispectral Image Data by Extraction and Classification of Homogeneous Objects. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, vol. GE-14, n° 1, p. 19-26.
- Kressler, F. P., Bauer, T. B. and Steinnocher, K. T. (2001) Object-oriented per-parcel land use classification of very high resolution images. P. 164-167, *in: proceedings of the IEEE/ISPRS Joint workshop on remote sensing and data fusion over urban areas, Rome, Italy, 8-9 November 2001*.
- Landgrebe, D. A. (2005) Multispectral Land Sensing: Where From, Where to? *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 43, n° 3, p. 414-421.
- Lang, S. and Blaschke, T. (2006) Bridging remote sensing and GIS - What are the main supportive pillars? *in: 1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006), Salzburg, Austria*.
- Lee, D. S., Shan, J. and Bethel, J. S. (2003) Class-Guided building extraction from Ikonos imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 69, n° 2, p. 143-150.
- Lhomme, S. (2005) Identification du bâti à partir d'images satellitaires très hautes résolutions spatiales. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Département de géomatique appliquée, Sherbrooke, 258 p.
- Li, C.-T. (2003) Multiresolution image segmentation integrating Gibbs sampler and region merging algorithm. *Signal Processing*, vol. 83, p. 67-78.
- Long, H. and Zhao, Z. (2005) Urban road extraction from high-resolution optical satellite images. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26, n° 22, p. 4907-4921.
- Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J. and Rhind, D. W. (2005) *Geographic information Systems and Science*. John Wiley and Sons (Eds.), Chichester, 517 p.
- Longley, P. A., Barnsley, M. J. and Donnay, J-P. (2001) Remote sensing and urban analysis: a research agenda. P. 243-255, *in: Donnay, J-P., Barnsley, M. J. and Longley, P. A. (Red.) Remote sensing and urban analysis*. London, New York, Taylor and Francis, 268 p.

- Lu, D. and Weng, Q. (2007) A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 28, n° 5, p. 823-870.
- Lucchese, L. and Mitra, S. K. (2001) Color Image Segmentation: A State-of-the-Art Survey. P. 207-221, *in: Proceedings of the Indian National Science Academy (INSA-A)*, New Delhi, India, March 2001.
- Maguire, D. J., Batty, M. and Goodchild, M. F. (2005) GIS, spatial analysis, and modelling. Redlands, California, ESRI Press. 480 p.
- Marchesi, A., Colombo, R. and Valentini, P. (2006) Application of high spatial resolution satellite imagery for urban environment mapping. *in: 1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006)*, Salzburg, Austria, July 4 - 5, 2006.
- Mathieu, R., Freeman, C. and Aryal, J. (2007) Mapping private gardens in urban areas using object-oriented techniques and very high-resolution satellite imagery. *Landscape and Urban Planning*, vol. 81, n° 3, p. 179-192.
- Matsuyama, T. and Hwang, V. S.-S. (1990) SIGMA : a knowledge-based aerial image understanding system. Press, Plenum, New York, 277 p.
- Mayer, H. (1999) Automatic Object Extraction from Aerial Imagery – A Survey Focusing on Buildings. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 74, n° 2, p. 138-149.
- Meinel, G., Neubert, M. and Reder, J. (2001) The potential use of very high resolution satellite data for urban areas - first experiences with Ikonos data, their classification and application in urban planning and environmental monitoring. *in JÜRGENS, Carsten (Eds.): Remote Sensing of Urban Areas*, Regensburg. p. 196-205.
- Melgani, F., Hashemy, B. A. R. A. and Taha, S. M. R. (2000) An Explicit Fuzzy Supervised Classification Method for Multispectral Remote Sensing Images. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 38, n° 1, p. 287-295.
- Mena, J. B. (2003) State of the art on automatic road extraction for GIS update: a novel classification. *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, p. 3037-3058.
- Mittelberg, B. (2002) Pixel versus object : A method comparison for analysing urban areas with VHR data. *eCognition Application note*, vol. 3, n° 2, p. 1-2.
- Moghaddamzadeh, A. and Bourbakis, N. (1997) A fuzzy region growing approach for segmentation of color images. *Pattern Recognition*, vol. 30, n° 6, p. 867-881.
- Monga, O. et Wrobel, B. (1987) Segmentation d'images : vers une méthodologie. *Traitement du Signal*, vol. 4, n° 3, p. 169-193.
- Mueller, M., Segl, K. and Kaufmann, H. (2004) Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, man-made objects in high-resolution satellite imagery. *Pattern Recognition*, vol. 37, p. 1619-1628.
- Muñoz, X., Cufí, X., J. Freixenet and Martí, J. (2000) A new approach to segmentation based on fusing circumscribed contours, region growing and clustering. P. 800-803, *in:*

- Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, Vancouver, 10-13 September 2000, ICIP00, Vancouver, Canada, 1045 p.
- Muñoz, X., Freixenet, J., Cufi, X. and Martí, J. (2003) Strategies for image segmentation combining region and boundary information. *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, p. 375-392.
- Nagao, M. and Matsuyama, T. (1979) Edge Preserving Smoothing. *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 9, p. 374-407.
- Nagao, M. and Matsuyama, T. (1980) A structural analysis of complex aerial photographs. New York, Plenum press, 199 p.
- Navulur, K. (2007) Multispectral image analysis using the object-oriented paradigm. Taylor and Francis, Boca Raton, 163 p.
- Nazif, A. M. and Levine, M. D. (1984) Low level image segmentation: an expert system. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 6, n° 5, p. 555-577.
- Nougeras-Iso, J., Muro-Medrano, P. R. and Zarazaga-Soria, F. J. (2005) Geographic information metadata for spatial data infrastructures : resources, interoperability, and information retrieval. Springer (Eds.) Berlin, New York, 263 p.
- Paine, D. P. and Kiser, J. D. (2003) Aerial photography and image interpretation. (Eds) Hoboken, NJ : John Wiley, 632 p.
- Pal, N. R. and Pal, S. K. (1993) A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, vol. 26, n° 9, p. 1277-1294.
- Pavlidis, T. and Liow, Y.-T. (1990) Integrating Region Growing and Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, n° 3, p. 225-233.
- Plataniotis, K. N. and Venetsanopoulos, A. N. (2000) Color image processing and applications. CRC Press, Springer-Verlag, Berlin, 355 p.
- Provencher, L. et Dubois, J-M. (2007) Précis de télédétection, vol. 4 Méthodes de photointerprétation et d'interprétation d'image. Presses universitaires, Québec, 540 p.
- Puissant, A., Weber, C., Sheeren, D., Wemmert, C. and Gancarsk, P. (2006). Amélioration des connaissances sur l'environnement urbain : intérêt de l'intégration de règles dans les procédures de classifications. Colloque international Interactions Nature-Société : analyses et modèles, La Baule, France.
- 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.
- Rego, L.F.G. and Koch, B. (2003) Automatic classification of land cover with high resolution data of the Rio De Janeiro City Brazil - Comparison between pixel and object classification. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XXXIV-7/W9, p. 153-157.

- Repaka, S.R. (2004) Comparing spectral-object based approaches for extracting and classifying transportation features using high resolution multi-spectral satellite imagery. Master of Science. Faculty of Mississippi State University, Department of Civil Engineering, Mississippi State, Mississippi, 145 p.
- Richards, J. A. and Jia, X. (2006) Remote sensing digital image analysis : an introduction. Berlin, Springer, 439 p.
- Rosin, P. L. (2003) Measuring shape: ellipticity, rectangularity, and triangularity. Machine Vision and Applications, vol. 14, p. 172-184.
- Ruskoné, R. (2005) Extraction automatique du réseau routier par interprétation locale du contexte : application à la production de données cartographiques. Département de mathématiques et d'informatique, Université de Marne-La-Vallée, 157 p.
- Saber, E. and Tekalp, A.M. (1998) Integration of color, edge, shape, and texture features for automatic region-based image annotation and retrieval. Journal of Electronic Imaging, vol. 7, n° 3, p. 684-700.
- Salotti, J.M. (1994) Gestion des informations dans les premières étapes de la vision par ordinateur. Thèse de Doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble, Laboratoire Traitement d'Images Modélisation et Cognition, Grenoble, 204 p.
- Samadzadegan, F., Hahn, M., Bagherzadeh, H. and Haeri, M. (2004) On the geometric accuracy and information content of Ikonos high resolution imagery for map revision. XXth ISPRS Congress, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Istanbul, Turkey, July 12-23, 2004.
- Schiewe, J., Tufte, L. and Ehlers, M. (2001) Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing. GIS, vol. 6, n° 1, p. 34-39.
- Sebari, I. et He, D-C. (2007) Les approches de segmentation d'image par coopération régions-contours. Revue de Télédétection, Accepté.
- Segl, K. and Kaufmann, H. (2001) Detection of Small Objects From High-Resolution Panchromatic Satellite Imagery Based on Supervised Image Segmentation. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 39, n° 9, p. 2080-2083.
- Shackelford, A. K. and Davis, C. H. (2003a) 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.
- Shackelford, A. K. and Davis, C. H. (2003b) A Hierarchical Fuzzy Classification Approach for High-Resolution Multispectral Data Over Urban Areas. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 41, n° 9, p. 1920-1932.
- Shan, J. and Lee, S. D. (2005) Quality of Building Extraction from IKONOS Imagery. Journal of Surveying Engineering, vol. 131, n° 1, p. 27-32.
- Skarbek, W. and Koschan, A. (1994) Colour Image Segmentation : A Survey. Technical report, Technical University of Berlin, Berlin, 80 p.

- Smith, G. M. (2006) The development of integrated object-based analysis of EO data within UK national land cover products. *in*: 1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006), Salzburg, Austria, July 4-5, 2006.
- Stephene, N. R., Wolff, E., Genst, W. D. and Canters, F. (2003) Interactivity with the urban information users in the land-use/land-cover information extraction from VHR data. *in*: 10th International of the International Society for Optical Engineering Conference (SPIE) on Remote Sensing, Barcelona, Spain.
- Taubenböck, H., Esch, T. and Roth, A. (2006) An urban classification approach based on an object-oriented analysis of high resolution satellite imagery for a spatial structuring within urban areas. 1st EARSeL Workshop of the SIG Urban Remote Sensing, 2-3 march 2006, Berlin.
- Tso, B. and Mather, P. M. (2001) Classification methods for remotely sensed data. Taylor and Francis, New York, 332 p.
- Unsalan, C. and Boyer, K. L. (2005) A system to detect houses and residential street networks in multispectral satellite images. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 98, p. 423-461.
- Voirin, Y. (2004) Elaboration d'un système à base de règles pour l'identification des zones perturbées en milieu forestier. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Département de géographie et télédétection, Sherbrooke, 170 p.
- Walter, V. (2004) Object-based classification of remote sensing data for change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58, p. 225-238.
- Wang, F. (1990) Fuzzy supervised classification of remote sensing images. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, vol. 28, n° 2, p. 194-201.
- Wang, Y. and Trinder, J. (2000) Road network extraction by hierarchical grouping. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol.33, Part B3/2, p. 943-949.
- Wong, T.H., Mansor, S.B., Mispan, M.R., Ahmad, N. and Sulaiman, W.N.A. (2003) Feature extraction based on object oriented analysis. *in*: Proceedings of ATC 2003 Conference, Malaysia, 20-21 May 2003.
- Xia, L. (1996) A method to improve classification with shape information. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 17, n° 8, p. 1473-1481.
- Yeh, A. G-O. (1999) Urban planning and GIS. P. 877-888, *in*: Longley, P. A., Goodchild M. F., Maguire, D. J. and Rhind, D. W. (Eds.) *Geographical information systems*, New York, Toronto, Wiley, 1101 p.
- Youn, J. and Bethel, J. S. (2004). Adaptive snakes for urban road extraction. *in* : Proceeding of the International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science, Istanbul, 2004, vol. 35, Comm. III/4, p. 465-471.

- Yuan, F. and Bauer, M.E. (2006) Mapping impervious surface area using high resolution imagery: a comparison of object-based and per pixel classification. in: ASPRS 2006 Annual Conference, Reno, Nevada, May 1-5, 2006.
- Zack, G., Rogers, W. and Latt, S. (1977) Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency. *Journal of Histochemistry and Cytochemistry*, vol. 25, n° 7, p. 741-753.
- Zadeh, L. (2003) Fuzzy logic, neural networks, and soft computing. *Fuzzy systems*, vol. 37, n° 3, p. 77-84.
- Zhan, Q., Molenaar, M. and Xiao, Y. (2001) Hierarchical object-based image analysis of high-resolution imagery for urban land use classification. in: IEEE/ISPRS Joint workshop on remote sensing and data fusion over urban areas, Rome, Italy, november 8-9, 2001.
- Zhang, Y.-J. (2006) An overview of image and video segmentation in the last 40 years. in (Eds.): *Advances in Image and Video Segmentation*, USA: IRM Press. p.1-15.
- 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, Y. and Wang, R. (2004) Multi-resolution and multi-spectral image fusion for urban object extraction. XXth ISPRS Congress, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Istanbul, Turkey, July 12-23, 2004.
- Zhang, Q. and Wang, J. (2003) A rule-based urban land use inferring method for fine-resolution multispectral imagery. *Canadian journal of remote sensing*, vol. 29, n° 1, p. 1-13.
- Ziou, D. and Tabbone, S. (1998) Edge detection techniques - An overview. *International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 8, n° 4, p. 537-559.
- Zugaj, D. and Lattuati, V. (1998) A new approach of color images segmentation based on fusing region and edge segmentations outputs. *Pattern Recognition*, vol. 31, n° 2, p. 105-113.

7. Annexes

Annexe A

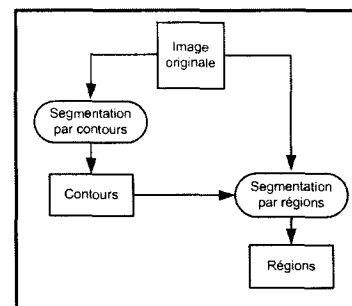
Approche de segmentation par coopération régions-contours

La segmentation coopérative régions contours peut être exprimée comme une entraide entre ces deux concepts afin d'améliorer le résultat final de segmentation. Elle exploite la nature complémentarité de l'information sur les régions et celle sur les contours.

Dans la littérature, l'utilisation de la coopération entre les régions et les contours pour la segmentation d'image diffère d'un auteur à un autre. Cette différence se manifeste en deux points : de quelle manière les régions et les contours sont intégrés, et à quel niveau du traitement cette intégration est réalisée. Ainsi, nous proposons de classer les travaux en trois catégories : la coopération séquentielle, la coopération des résultats, la coopération mutuelle.

1. Coopération séquentielle

Le principe général de la coopération séquentielle est que l'une des techniques, par régions ou par contours, est réalisée en premier lieu. Son résultat sera par la suite exploité par l'autre technique. Les formes de coopération possibles sont les suivantes : définition des critères additionnels, de segmentation, l'ajustement des paramètres de segmentation, élimination de faux segments, placement des germes et accélération du temps de traitement.



Principe de la coopération séquentielle

1.1. Définition d'un critère additionnel de segmentation

Le cas le plus courant dans la coopération séquentielle est l'utilisation de l'information sur les contours pour la définition d'un critère additionnel dans une segmentation par régions (Bonnin *et al.*, 1995 ; Monga et Wrobel, 1987 ; Mueller *et al.*, 2004). Le principe est qu'une région ne doit pas contenir de pixels-contours. La présence des contours peut être signalée par l'information sur les gradients des pixels. Ainsi, la formation de la région est arrêtée quand elle rencontre un pixel à fort gradient, c'est-à-dire un contour. Seuls les pixels ayant un faible gradient sont ajoutés à la région. La coopération peut également s'effectuer sous la forme

d'ajouts de pixels à la région jusqu'à ce qu'un maximum de gradient moyen calculé sur la région soit atteint (Gambotto, 1993). L'image contours peut aussi être intégrée pour forcer ou interdire des fusions entre les régions voisines (Bertolino and Montanvert, 1996).

1.2. Ajustement des paramètres de segmentation

L'information sur les contours peut aussi servir à ajuster les paramètres de segmentation par région. L'analyse d'échantillons de pixels (germes) de part et d'autre de chaque contour va permettre de rendre le critère d'homogénéité plus adéquat aux caractéristiques des régions (Muñoz *et al.*, 2000). Aussi, les résultats d'une segmentation par régions peuvent constituer les entrées d'un détecteur de contours. Par exemple, les limites obtenues par une segmentation par régions peuvent être considérées comme point de départ d'un détecteur de contours de type contour actif (snakes) (Pavlidis and Liow, 1990). Le contour initial est progressivement déformé, guidé par la minimisation d'une fonction d'énergie. Le détecteur de contours va pouvoir ainsi localiser plus précisément les limites entre les régions.

1.3. Élimination des faux segments

La coopération entre régions-contours peut palier au problème de fausses détections obtenues par une technique de segmentation, et ce en éliminant les faux segments. Ce type de coopération repose sur l'idée qu'un contour sépare deux régions de caractéristiques différentes. Donc, l'analyse de l'information sur les régions de part et d'autre d'un contour peut servir, avec d'autres informations, à détecter les faux contours (Nazif and Levine, 1984). De même, l'information sur le contour peut renseigner sur la possibilité d'une fusion entre deux régions adjacentes similaires. L'exemple suivant illustre ce principe : les paramètres d'une détection de contours sont ajustés afin d'obtenir une image sur-segmentée. Cette dernière constitue le point de départ pour un processus de fusion entre les régions adjacentes selon leur degré d'homogénéité. Le résultat de cette fusion est utilisé pour éliminer les fausses détections de la segmentation par contours (Fjørtoft *et al.*, 1997).

1.4. Placement des germes

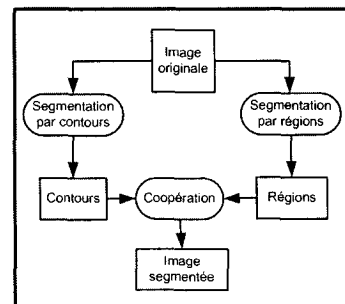
L'information sur les contours peut être utilisée pour guider l'emplacement des germes de croissance de régions. En premier lieu, l'image des contours est obtenue par une ou plusieurs segmentations par contours. Ensuite, les centroïdes des régions entre ces contours sont pris comme germes initiaux pour une croissance de régions (Fan *et al.*, 2001). Une autre utilisation est, qu'à partir des contours les plus fiables, les germes sont placés de part et d'autre de chaque contour (Fuentes *et al.*, 2000 ; Muñoz *et al.*, 2000).

1.5. Accélération du temps de traitement

La segmentation par coopération séquentielle contribue aussi dans le gain de temps des traitements. Par exemple, dans une segmentation par la technique « quadtree », lors du processus de division de l'image en quadrants homogènes, l'intégration de l'information sur les contours permet d'accélérer le découpage (Bonnin *et al.*, 1995). En effet, la présence de contours est une information sur la non homogénéité du quadrant. Par conséquent, l'intégration de l'information sur les contours permet d'accélérer le temps de traitement.

2. Coopération des résultats

Dans la coopération des résultats, les deux types de segmentations sont réalisés d'une façon parallèle et indépendante, et la coopération sera faite au niveau de leurs résultats respectifs. Ils vont être intégrés dans le but d'atteindre une meilleure segmentation que celle obtenue par une seule des techniques. Cette intégration peut être faite sous forme de complémentarité ou de recherche de consensus.



Principe de la coopération des résultats

2.1. Complémentarité entre les segmentations

Les résultats des deux types de segmentation sont combinés pour obtenir une segmentation plus complète (Ito *et al.*, 1996). Un exemple de ce type de coopération est la combinaison entre les pixels-contours provenant d'une segmentation à l'aide d'un opérateur de gradient et les pixels des limites de régions obtenues à l'aide d'une croissance de région. Ces deux informations vont se compléter afin d'obtenir plus de contours détectés et d'assurer le raccordement entre les contours (Zugaj and Lattuati, 1998).

2.2. Consensus entre plusieurs segmentations

Le but de cette forme de coopération est de prendre un consensus entre les résultats de diverses segmentations. Un exemple de cette approche est proposé par Cho et Meer (1997). Les résultats de ces diverses segmentations permettent la construction d'un graphe d'adjacence entre les régions indiquant, pour chaque paire de pixels, la probabilité d'appartenance à la même région (probabilité de cooccurrence). Les couples de pixels ayant une grande probabilité de cooccurrence sont ensuite groupés ensemble. Le résultat est un ensemble de régions contiguës. La coopération peut se trouver dans le consensus entre les résultats de segmentations par régions et par contours obtenus de différentes bandes. Chu et

Aggarwal (1993) proposent un algorithme dans ce sens. Des pondérations sont attribuées à chaque segmentation en fonction de leur degré de fiabilité. Toutes les segmentations sont transformées en cartes contours. Une procédure itérative, utilisant un estimateur de maximum de vraisemblance est appliquée afin de converger vers un consensus.

2.3. Ajout d'un critère additionnel aux résultats de segmentation

Les deux types de segmentation peuvent coopérer en ajoutant un critère additionnel aux résultats de segmentation obtenus. Le résultat de la segmentation par régions peut être amélioré, par exemple, en intégrant le résultat de la segmentation par contours (Saber and Tekalp, 1998). Les régions sont subdivisées suivant la carte de contours de sorte qu'aucune région ne contient de contours. Les régions subdivisées de mêmes caractéristiques sont par la suite fusionnées en exploitant les informations sur les régions et sur les contours.

2.4. Ajustement des paramètres de segmentation

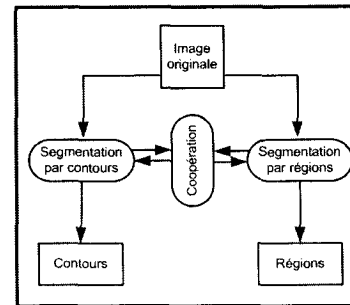
La coopération peut contribuer à l'ajustement des paramètres de segmentation par comparaison des résultats de différentes techniques de segmentation. Cet ajustement peut être intégré dans un processus itératif (Kermad and Chehdi, 2002). Les itérations sont faites avec des critères de plus en plus tolérants jusqu'à la convergence vers des résultats cohérents et stables. La vérification de la cohérence est basée sur la minimisation de la dissimilarité entre les contours et les régions, jusqu'à la compatibilité entre les résultats contours et régions.

2.5. Évaluation des résultats de segmentation

La coopération peut contribuer aussi au problème de paramétrage des segmentations et d'absence ou de lacune d'informations de réalité de terrain (Cufi *et al.*, 2001). Par exemple, plusieurs segmentations par régions avec différents paramètres et seuils sont réalisées. Pour juger de la meilleure segmentation, les résultats sont comparés à une segmentation par contours. La segmentation dont les limites de régions sont les plus proches des contours sera retenue.

3. Coopération mutuelle

Dans l'approche de coopération mutuelle, les différentes techniques de segmentation sont exécutées en parallèle, tout en échangeant mutuellement des informations. L'information échangée sert à aider la technique de segmentation dans la prise de décision dans le cas de lacunes ou d'informations insuffisantes. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables.



Principe de la coopération mutuelle

L'exemple suivant illustre bien la coopération mutuelle. C'est une coopération entre un détecteur de contours et un processus de croissance de régions (Salotti, 1994). Les contours sont détectés par un détecteur de contours basé sur les grandes valeurs de gradients. Dans les cas où c'est difficile de trouver le fort gradient, l'analyse des régions de part et d'autre du contour donne une information additionnelle : un nouveau seuil adapté à cette partie de l'image à faibles valeurs du gradient est calculé. De même, dans la segmentation par croissance de régions, les pixels pour lesquels la décision d'agrégation est difficile à prendre sont étudiés par un détecteur de contours pour savoir si ce sont des contours ou non.

Dans une approche plus globale et qui fait appel à l'intelligence artificielle, la coopération peut se faire entre plusieurs techniques de segmentation (Bellet *et al.*, 1995). Ainsi, elle peut être intégrée dans un processus de décision, dans lequel les décisions difficiles sont mises en instance en attendant plus d'information. Dans le cas où une technique de segmentation n'aboutit pas localement à une décision, le processus va recourir à une autre technique. Une fois la nouvelle information obtenue, elle est prise en compte par le processus pour prendre une décision et poursuivre la segmentation.

La segmentation par coopération mutuelle entre les régions et les contours peut être appliquée aussi afin d'améliorer les résultats obtenus par des segmentations par régions et par contours (Nazif and Lévine, 1984). Un ensemble de règles est appliqué d'abord sur les régions et contours détectés afin de les analyser et de définir des règles pour obtenir une segmentation plus fidèle. Pour cela, des règles liées au raccordement, à la suppression et à la prolongation des contours détectés sont définis et prennent en compte, entre autres, l'information sur les régions adjacentes. Aussi, des règles liées à la fusion ou la division des régions détectées sont formulées en prenant en considération la présence des contours.

Annexe B

Théorie de la logique floue et théorie des possibilités

Théorie de la logique floue

La théorie des ensembles flous est de plus en plus utilisée de par la possibilité qu'elle offre de traiter les objectifs quantitatifs et qualitatifs. En particulier, les formulations linguistiques semblent être des moyens attractifs pour incorporer les objectifs qualitatifs.

La notion de sous-ensemble flou a pour but de permettre des gradations dans l'appartenance d'un élément à une classe. Cela veut dire, autoriser à un élément d'appartenir plus ou moins à une classe prédéfinie. Cette notion permet le passage progressif d'une propriété à une autre et l'utilisation de valeurs approximatives. Elle permet ainsi de traiter les classes en évitant l'utilisation arbitraire de limites rigides.

Définition d'un sous-ensemble flou

La notion de sous-ensemble flou a pour but de permettre des graduations dans l'appartenance d'un élément à une classe. Par comparaison à un sous-ensemble classique, ce dernier peut être défini par une fonction qui prend des valeurs 0 pour les éléments qui ne lui appartiennent pas et 1 pour ceux qui lui appartiennent. Un sous-ensemble flou est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément un degré compris entre 0 et 1.

Alors, si on considère X comme un ensemble de référence. Un sous-ensemble flou A de X est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément x de X , le degré $\mu_A(x)$, compris entre 0 et 1, avec lequel x appartient à A :

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1]$$

Une fonction d'appartenance permet de mettre en évidence les nuances d'appartenance pour les éléments de l'ensemble de référence X et de définir un sous-ensemble flou de X . Ainsi, un sous-ensemble flou est toujours (et seulement) une fonction de X dans $[0,1]$.

Caractéristiques d'un sous-ensemble flou

Afin de pouvoir décrire facilement un sous-ensemble flou, certaines caractéristiques sont utilisées. Elles sont définies à partir de sa fonction d'appartenance. Ainsi, le noyau d'un sous-ensemble flou représente l'ensemble de tous les éléments qui lui appartiennent totalement. Le support d'un sous-ensemble flou est l'ensemble de tous les éléments qui lui appartiennent au moins un petit peu. La hauteur d'un sous-ensemble flou est la valeur maximale atteinte sur le support du sous-ensemble flou. La cardinalité d'un sous-ensemble flou est le nombre d'éléments lui appartenant pondéré par leur degré d'appartenance.

Opérations sur les sous-ensembles flous

Les opérations sur les sous-ensembles flous sont équivalentes à celles sur les sous-ensembles classiques. Les opérations d'égalité, d'inclusion, d'union, d'intersection et de complément sont les plus couramment utilisées.

Égalité

Deux sous-ensembles flous A et B de X sont dits égaux s'ils ont des fonctions d'appartenance égales en tout point de X. Formellement, $A = B$ si et seulement si :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) = \mu_B(x)$$

Inclusion

Soient A et B deux sous-ensembles flous de X. Si pour n'importe quel élément x de X, x appartient toujours moins à A qu'à B, alors on dit que A est inclus dans B ($A \subseteq B$). Formellement, $A \subseteq B$ si et seulement si :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

Union

L'union de deux sous-ensembles flous A et B de X est le sous-ensemble flou $C = A \cup B$. Il est constitué des éléments de X affectés du plus grand des degrés avec lesquels ils appartiennent à A et B. Elle est donnée par :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Le choix de l'opérateur max se justifie par le fait qu'un élément ne peut appartenir moins fortement à l'union de A et B qu'il n'appartient à A ou B.

Intersection

L'intersection de deux sous-ensembles flous A et B de X est définie par le sous-ensemble flou $C = A \cap B$. Il est constitué des éléments de X affectés du plus petit des degrés avec lesquels ils appartiennent à A et B. Elle est donnée par :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Le choix de l'opérateur min se justifie par le fait qu'un élément ne peut appartenir plus fortement à l'intersection de A et B qu'il n'appartient à A et B.

Complément

Le complément d'un sous-ensemble flou A de X est défini comme le sous-ensemble \bar{A} de X qui dont la fonction d'appartenance est :

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

Correspondance avec les opérateurs classiques

Les opérateurs flous sont définis à partir des opérateurs classiques. Le tableau suivant donne des exemples.

Tableau 1. Correspondance entre opérateurs flous et classiques

Opérateur classique	Opérateur flou	Opération classique	Opération floue
OU	max	A OU B	max(A, B)
ET	min	A ET B	min(A, B)
NON	-	NON A	1- A

Remarque:

D'autres opérateurs, autres que le *min*, *max* et le *complément à 1*, peuvent être utilisés pour définir l'union, l'intersection et le complément entre ensembles flous. Il existe une famille de fonctions mathématiques définie par un certain nombre de propriétés requises. On distingue en particulier deux familles principales : les normes triangulaires (ou t-normes) et les conormes triangulaires (ou t-conormes). Les t-normes sont des fonctions adaptées à la définition de l'opération d'intersection. Les t-conormes sont des fonctions adaptées à la définition de l'opération d'union.

Concepts de raisonnement approximatif

La logique floue permet la mise en œuvre d'un raisonnement approximatif qui est capable d'utiliser et de prendre en compte des connaissances imprécises, floues ou incertaines afin de produire de nouvelles connaissances, tel que le raisonnement humain est capable de le faire (Bouchon-Meunier et Marsala, 2003).

Variable linguistique

Une variable linguistique est représentée par un triplet (V, X_V, T_V) : V est un nom de variable, X_V est l'univers des valeurs prises par V et T_V est l'ensemble des sous-ensembles de X_V utilisés pour caractériser V.

Propositions floues

Une proposition floue élémentaire est définie à partir d'une variable linguistique. Elle représente une qualification de cette variable « *V est A* ». Chaque proposition est entachée à une valeur de vérité. Elle est donnée par la fonction d'appartenance μ_A de A. Elle est définie

comme suit : $\mu_A : X_V \rightarrow [0,1]$. Elle représente le degré avec lequel chaque valeur de X_V est susceptible de confirmer la proposition.

La proposition est d'autant plus vraie pour une valeur quelconque x de X que $\mu_A(x)$ est élevée, donc que x appartient fortement à la caractérisation A de V . Une valeur égale à 1 (respectivement à 0) correspond à une proposition absolument vraie (respectivement absolument fausse). Une proposition floue générale est une composition de propositions floues élémentaires.

Combinaison de propositions floues

La combinaison des propositions floues élémentaires utilise un opérateur de combinaison. Si on considère par exemple deux variables linguistiques (U, X_U, T_U) et (V, X_V, T_V) qui sont associées aux propositions floues élémentaires $p_A : \ll U \text{ est } A \gg$ et $p_B : \ll V \text{ est } B \gg$. La combinaison de ces deux propositions floues permet de construire une nouvelle proposition p à laquelle est associée aussi un degré de vérité, dépendant des degrés de vérité de p_A et p_B .

Pour le calcul du degré de vérité de μ_p , on agrège les degrés de vérité μ_A et μ_B .

Le degré de vérité μ_p est défini sur $X_U \times X_V$ vers $[0,1]$, tel que pour tout $x \in X_U$ et pour tout $y \in X_V : \mu_p = \Phi(\mu_A(x), \mu_B(y))$

Où Φ est une fonction de $[0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ qui correspond à la sémantique de l'opérateur de combinaison.

Les opérateurs les plus courants sont la conjonction et la disjonction. La conjonction de deux propositions floues est une proposition floue dont la valeur de vérité doit être égale à la plus petite des valeurs de vérité des deux propositions. La valeur de vérité est obtenue par agrégation, à l'aide d'une t-norme (le plus souvent le *minimum*) des valeurs de vérité des deux propositions. La disjonction de ces deux propositions floues est une proposition floue dont la valeur de vérité doit être égale à la valeur de vérité de la plus grande des valeurs de vérité des deux propositions. Elle est obtenue par agrégation à l'aide d'une t-conorme (le plus souvent le *maximum*) des valeurs de vérité des deux propositions.

Règles floues

Une règle floue se compose de deux parties la prémisse et la conclusion. Par exemple, dans la règle floue « Si V est A Alors W est B », la prémisse est « V est A » et la conclusion est « W est B ». La prémisse peut correspondre à une proposition floue simple ou générale. Étant donné un ensemble d'attributs A_1, \dots, A_N définis sur des univers U_1, \dots, U_N , une prémisse peut être une conjonction ou une disjonction de propositions floues V_k est A_k , où V_k est une variable de U_k . A_k est une caractérisation floue de V_k . La conclusion est une décision (floue ou non), ou une classe, à prendre. Une règle de décision permet d'associer une conclusion à sa prémisse.

La valeur de vérité qui est associée à la règle floue est donnée par l'agrégation des valeurs de vérité de la prémisse et de la conclusion par la fonction associée à l'implication.

Théorie des possibilités

En liaison avec la théorie des sous-ensembles flous, la théorie des possibilités a été introduite par Lotfi Zadeh en 1978. La première permet de traiter des données imprécises alors que la seconde offre un moyen de gérer des connaissances entachées d'incertitudes. Elle permet de raisonner sur des connaissances imprécises ou vagues en introduisant un moyen de prendre en compte des incertitudes sur ces connaissances.

Considérons un ensemble de référence X . La croyance en un événement défini sur X est parfaitement déterminée par la connaissance des degrés de nécessité et de possibilité.

Mesure de possibilité

Considérons un ensemble de référence X . Une mesure de possibilité Π est une fonction définie sur l'ensemble des parties de X , $P(X)$, à valeurs dans $[0,1]$ tel que :

$$\begin{aligned} \Pi(\emptyset) &= 0 \text{ et } \Pi(X) = 1 \\ \forall A_i \in P(X), \text{ pour } i = 1, 2, \dots, \Pi\left(\bigcup_{i=1, 2, \dots} A_i\right) &= \sup_{i=1, 2, \dots} \Pi(A_i) \end{aligned}$$

où *sup* indique le supremum des valeurs concernées, c'est-à-dire la plus grande valeur d'entre elles.

La valeur de la possibilité d'un événement évalue à quel point il est possible. Plus la valeur de la possibilité est proche de 1, plus la réalisation de cet événement est possible. Une possibilité nulle indique qu'un événement est impossible.

À la différence de la théorie des probabilités, la mesure de possibilité d'un événement n'est pas déterminée de celle de l'événement contraire. En effet, en théorie de probabilités, la probabilité d'un événement est totalement déterminée par la probabilité de son événement contraire : $P(A) + P(\bar{A}) = 1$. Alors qu'en théorie des possibilités, on peut avoir à la fois $\Pi(A) = 1$ et $\Pi(\bar{A}) = 1$, caractérisant une situation de totale indétermination quant à la réalisation ou non de A .

La mesure de possibilité n'est pas suffisante pour savoir si un événement va être réalisé. Il est utile d'avoir une information supplémentaire sur la possibilité de l'événement contraire.

Mesure de nécessité

La nécessité d'un événement est définie comme la mesure de l'impossibilité de l'événement contraire. Une mesure de nécessité N est une fonction définie sur l'ensemble des parties de X , $P(x)$, à valeurs dans $[0,1]$ telle que :

$$N(\emptyset) = 0 \text{ et } N(X) = 1$$

$$\forall A_i \in P(X), \text{ pour } i = 1, 2, \dots, N\left(\bigcap_{i=1,2,\dots} A_i\right) = \inf_{i=1,2,\dots} N(A_i)$$

où *inf* indique l'infimum des valeurs concernées, c'est-à-dire la plus petite valeur d'entre elles.

La valeur de nécessité indique le degré de certitude avec lequel un événement sera réalisé. Plus ce degré est proche de 1, plus il est certain que cet événement sera réalisé.

Remarque :

La relation clé entre mesure de possibilité et mesure de nécessité est la suivante :

$$\forall A_i \in P(X), N(A) = 1 - \Pi(\bar{A})$$

\bar{A} étant le complémentaire de A .

Un événement A est certain si l'événement contraire est impossible. Plus la nécessité de A est grande, moins \bar{A} est possible et donc plus on est certain que A sera réalisé.

Ainsi si Π une mesure de possibilité et N une mesure de nécessité définies sur A et prenant leurs valeurs dans $[0,1]$, on peut interpréter $\Pi(p)$ comme le degré avec lequel il est possible que p soit vraie, $N(p)$ comme le degré avec lequel il est certain que p est vraie.

Distribution de possibilité

On peut utiliser une fonction qui attribue un degré de possibilité entre 0 et 1 à tout élément de X et non plus à $P(X)$. On peut définir ainsi une distribution de possibilité π sur X à valeurs dans $[0,1]$ vérifiant la propriété de normalisation, c'est-à-dire

$$\sup_{x \in X} \pi(x) = 1.$$

La fonction Π définie pour toute partie A de X , en considérant les coefficients des éléments de X qui la composent, est une mesure de possibilité :

$$\forall A \in P(X) \quad \Pi(A) = \sup_{x \in A} \pi(x)$$

Alors que la mesure de nécessité est N est définie par :

$$\forall A \in P(X) \quad N(A) = \inf_{x \in A} (1 - \pi(x))$$

Annexe C

Présentation de l'image Quickbird de Rabat (Maroc)

Présentation de la ville de Rabat

Rabat est la capitale du Maroc. Elle est située sur la côte Atlantique au Nord-Ouest du pays. Elle est localisée à la latitude 33° 1' 31'' Nord et la longitude 6° 53' 10'' Ouest. Son climat est de type méditerranéen. Son relief est relativement plat (altitude moyenne est de 53 m). La ville compte plus de 1,5 millions d'habitants pour une superficie totale de 118 km². La densité moyenne de population est de 14 591 h/km².

La principale vocation de Rabat est la fonction administrative. Les principales activités économiques sont le secteur de l'industrie et de l'artisanat, le secteur commercial (confection et textile) et le tourisme. La ville est desservie par trois autoroutes. Elle dispose d'une gare routière, deux gares ferroviaires, un aéroport international. Les zones d'habitation existante sont zones villas, zones immeubles, zones économique, zones industrielle et zones touristiques et medina.

Présentation de l'image Quickbird de Rabat

L'image Quickbird de la ville de Rabat (Maroc) a été prise le 17 août 2004 à 11 h 13 GMT. Les deux images panchromatique et multispectrale ont été utilisées. Leurs résolutions spatiales sont de 0,6 m et 2,4 m successivement. Les bandes spectrales fournies sont celles du bleu, vert, rouge et proche infrarouge. Le tableau 1 présente les spécificités techniques de l'image Quickbird de Rabat.



Figure 1. Image Quickbird de Rabat 2004

Tableau 1. Spécificités techniques de l'image Quickbird de Rabat

Bandes		Résolution spatiale (m)	Résolution spectrale (μm)
Panchromatique		0,6	0,45 – 0,90
Multispectrale	Bleu (B)	2,4	0,45 – 0,52
	Vert (V)		0,53 – 0,60
	Rouge (R)		0,63 – 0,69
	Proche InfraRouge (PIR)		0,76 – 0,89
Échelle de niveau de gris		Acquisition en 11 bits variant de 0 à 2046	
Heure et date d'acquisition		11h 13 GMT, 17 août 2004	
Position du capteur		Élévation : 88 degrés ; Azimut : 215 degrés	
Position du soleil		Élévation : 70 degrés ; Azimut : 165 degrés	