

G
70.5
VSP43
2010

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

**Développement des indicateurs de la qualité de vie urbaine à l'aide de la
télédétection à très haute résolution spatiale : cas de la ville de Hanoi**

Thi Thanh Hien Pham 1979-

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

Janvier 2010

© Thi Thanh Hien Pham, 2010

1-2398

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. François Cavayas, examinateur externe (Département de géographie, Faculté des arts et des sciences, Université de Montréal)

Résumé

Thi Thanh Hien Pham (2010) Développement des indicateurs de la qualité de vie urbaine à l'aide de la télédétection à très haute résolution spatiale : cas de la ville de Hanoi. Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke (Québec), 203 p.

Dans les études portant sur l'évaluation de qualité de vie urbaine, les informations extraites à partir des images satellites sont limitées à cause de la résolution des images et de la méthode conventionnelle de classification par pixel. L'arrivée de l'imagerie satellite à très haute résolution spatiale (THRS) ouvre de nouvelles applications en télédétection, notamment dans un milieu urbain. Malgré les nombreux avantages de l'approche orientée objets pour le traitement de l'image à THRS, les paramètres de réalisation de cette méthode sont encore assez peu documentés. L'évaluation de la qualité de vie urbaine n'a jamais été considérée selon la perception des habitants des zones étudiées. Cette thèse a pour but de 1) tester de manière systématique les paramètres de la classification orientée objets avec le logiciel Definiens et 2) quantifier la relation entre les indicateurs et la satisfaction perçue.

Le district Hoàn Kiếm de la ville de Hanoi (Viêt-Nam) a été choisi comme zone d'étude. L'image utilisée est une image Quickbird à 0,7m de résolution spatiale. Nous identifions d'abord huit classes d'occupation des sols sur l'image: lacs, fleuves, parcs, groupes d'arbres au bord des rues, arbres isolés, grandes routes et îlots de bâtiments. En utilisant ces classes et d'autres informations extraites de sources cartographiques, nous avons calculé neuf indicateurs de qualité de vie correspondant à deux aspects essentiels de la vie des citoyens : la commodité des services urbains et l'aménité du paysage urbain. Nous avons effectué une analyse en composantes principales afin d'obtenir des facteurs non-corrélés. Nous avons ensuite réalisé une enquête auprès de huit experts en urbanisme qui vivent et travaillent sur la zone d'étude pour obtenir une approximation de la satisfaction de ses habitants quant à leur milieu de vie. Le poids de chacun des facteurs dans la détermination de la qualité de vie a été obtenu par une régression ordinale dont les variables indépendantes sont les poids locaux des facteurs et la variable dépendante est le niveau de satisfaction évalué par les experts.

Nos résultats montrent qu'il est possible de classer les types d'occupation des sols avec une bonne précision (taux d'exactitude moyen de 80,5%). Quant aux poids des indicateurs dans l'évaluation de la qualité de vie, contrairement aux travaux précédents, notre méthode nous permet d'évaluer la puissance explicative de notre modèle : 22% de la variation de la satisfaction quant à la commodité et environ 54% de la variation de la satisfaction quant à l'aménité sont attribuables à nos indicateurs. De plus, la relation entre les indicateurs et la satisfaction perçue n'est pas linéaire, ce qui n'avait jamais été démontré dans les travaux antérieurs. La satisfaction quant à la commodité augmente quand les services de transport et les services de santé sont adéquats à la fois. La satisfaction quant à l'aménité semble quant à elle largement déterminée par l'espace résidentiel, tandis que la présence de végétation joue un rôle minime, contrairement à ce qui a été trouvé dans les zones urbaines de pays développés.

Mots clés : images de très haute résolution, qualité de vie, milieu urbain, régression ordinale.

Abstract

Thi Thanh Hien Pham (2010) Development of indicators of urban quality of life through very high spatial resolution remote sensing: a case study of Hanoi. Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke (Québec), 203 p.

In studies of urban quality of life, the information that can be extracted from satellite images is limited by image resolution and by the standard method of pixel classification. Recently, very high spatial resolution (VHSR) satellite images have allowed the development of new remote sensing application, especially for complex urban areas. Despite of the numerous advantages of the object-oriented approach for VHSR image processing, the parameters used to carry it out, especially at the object creation stage, are not very well documented. Moreover, the evaluation of urban quality of life has never considered the perception of inhabitants of the zones under study. This dissertation therefore addresses these two issues and aims 1) at testing a systematic ways of achieving the best parameters for object-oriented classification with the software Definiens and 2) at quantifying the relation between objective indicators and perceived satisfaction.

Hoàn Kiếm district, in Hanoi, Vietnam, was chosen as our zone of interest. The image used for this study is a 0,7m spatial resolution Quickbird image. In the first part of the dissertation, we identify eight land occupation classes on the image: lakes, river, parks, groups of trees along streets, isolated trees, large road and residential blocks. Using these classes and additional cartographic information, we calculate nine quality of life indicators that correspond to two central aspects of urban life: commodity (urban services) and amenity (urban landscape). For each group of indicators, we carried out a principal components analysis to obtain non-correlated components. We then conducted a survey with eight city planning experts who live and work in the zone under study to obtain an assessment of the satisfaction of inhabitants towards their area of residence. The weight of each component in the determination of quality of life was achieved through an ordinal regression whose independent variables are the components and the dependent variable is the level of satisfaction as evaluated by the experts. The weights were then used to interpret the importance of our indicators for quality of life.

Our results show that it is possible to classify land occupation types with a good accuracy: our average accuracy rate is 80.5%. As for the weight of quality of life indicators, our results allow us to make methodological and interpretative contributions. Contrary to previous work, our method allows us to evaluate the explanatory power of our model. Our regression shows that 22% of variation in satisfaction towards commodity and nearly 54% of variation in satisfaction towards amenity can be attributed to our indicators. As for the nature of the factors playing a role in quality of life, our results show that the relation between indicators and perceived satisfaction is not linear, which had never been shown in previous studies. Satisfaction towards commodity increases when transportation and health care are both sufficient. Satisfaction towards amenity is on the other hand largely determined by residential space, while vegetation plays a minor role, contrary to what was found in the urban zones of developed countries.

Key words: very high resolution image, life quality, urban area, ordinal regression.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier M. Dong Chen He pour son encadrement, notamment ses conseils scientifiques et sa patience durant mon cheminement doctoral. Je voudrais également remercier Le Regretté Professeur Ferdinand Bonn, qui a su générer mon enthousiasme et ma curiosité pour la science dans les premières années de ma carrière de recherche et dont le départ a laissé un grand vide. J'adresse mes remerciements au jury d'évaluation qui m'a donné des conseils précieux sur la structure de la thèse.

Ce projet de recherche a reçu des financements de l'Agence universitaire de la Francophonie, du Centre d'applications et de recherche en télédétection (de l'Université de Sherbrooke) ainsi que des fonds de recherche des Professeurs Dong Chen He et Ferdinand Bonn. J'apprécie énormément la confiance et le financement de ces organismes pour ce projet.

Je voudrais exprimer vivement mon remerciement aux centres de recherche vietnamiens pour leurs données ainsi que leur accueil chaleureux lors de mes visites au pays : projet « Hanoi integrated and development project » (Comité populaire de Hanoi et l'Agence de coopération internationale du Japon), VETEGEO de l'Institut de géologie (l'Académie des sciences du Viêt-Nam) et CARGIS de l'Université des sciences de Hanoi. De plus, mon projet de recherche a bénéficié de changements importants grâce aux échanges et enquêtes auprès des experts de l'Institut de l'architecture et de la planification urbaine et rurale de Hanoi (Ministère de construction du Viêt-Nam).

Je remercie ma famille pour son soutien moral constant, malgré les douze heures de décalage horaire entre nous. Un grand merci à Marc dont la présence a été ma source de courage et de calme, surtout lors des dernières semaines de rédaction dans le milieu urbain bruyant et chaotique du Viêt-Nam.

Finalement j'adresse aussi mes remerciements aux amis que j'ai rencontrés à l'Université de Sherbrooke pour leur aide et leur bonne humeur: Karine, Martin, Imane, Selima, Rosana, Stéphane, Hài Anh, Brice, Yann, Chloé, Greg, Shems, Cervette, Ali... Les moments partagés avec vous, sur le campus à Sherbrooke ou dans d'autres coins du monde, restent inoubliables.

Table des matières

1. Introduction	1
1.1. Mise en contexte.....	1
1.2. Problématiques de la recherche	2
1.3. Objectifs	6
1.4. Hypothèses	6
1.5. Zone d'étude.....	7
1.6. Organisation de la thèse.....	11
1.7. Originalité.....	11
2. Revue de littérature.....	13
2.1. Variations et définitions de la qualité de vie	13
2.1.1. Approche individuelle de la qualité de vie.....	14
2.1.2. Approche territoriale de la qualité de vie	16
2.2. Méthode d'évaluation de la qualité de vie.....	17
2.2.1. Indicateurs	18
2.2.2. Critères de sélection	21
2.2.3. Pondération des indicateurs.....	23
2.2.4. Formulation de la méthode d'évaluation de la qualité de vie.....	27
2.3. Traitement de l'image.....	27
2.3.1. Défis de l'extraction de la structure urbaine par télédétection.....	27
2.3.2. Image à très haute résolution et une nouvelle approche de traitement.....	29
2.3.3. Méthodes d'analyse de l'image orientée objets	31
2.3.4. La classification orientée objets par Definiens.....	37
2.3.4.1. Segmentation	39
2.3.4.2. Hiérarchie des classes.....	43
2.3.4.3. Établissement de règles d'attributs et classification	44
2.3.4.4. Classificateurs par fonction d'appartenance.....	46
2.3.5. Formulation de la méthode de traitement d'image.....	47

3.	Méthodologie et données.....	48
3.1.	Choix des indicateurs	49
3.2.	Données acquises	52
3.2.1.	Données satellites et les pré-traitements	52
3.2.2.	Données cartographiques	56
3.2.3.	Données d'enquêtes.....	56
3.3.	Type d'objets extraits de l'image Quickbird.....	58
3.4.	Traitement de l'image	62
3.4.1.	Segmentation.....	62
3.4.2.	Établissement de classes.....	66
3.4.3.	Règles d'attribut et classificateurs.....	67
3.4.3.1.	Attributs spectraux : la réponse spectrale.....	68
3.4.3.2.	Attributs spectraux : la texture.....	70
3.4.3.3.	Attributs spatiaux : la forme	72
3.4.3.4.	Attributs contextuels.....	74
3.4.3.5.	Classificateurs par fonctions d'appartenance	75
3.4.4.	Validation	76
3.4.5.	Comparaison avec une méthode basée pixels	81
3.5.	Données cartographiques	82
3.6.	Description des indicateurs	82
3.7.	Analyses statistiques des indicateurs.....	84
3.8.	Pondération des indicateurs.....	86
3.8.1.	Décorrélacion des indicateurs par l'analyse en composantes principales.....	86
3.8.2.	Généralité de la régression ordinale	87
3.8.3.	Choix de modèles de régression ordinale.....	88

3.8.4.	Données entrantes du modèle.....	89
3.8.5.	Interprétation des résultats du modèle.....	90
3.8.6.	Test de la validité du modèle.....	92
3.8.7.	Interaction entre les variables et stratégie de test des interactions.....	93
3.8.8.	Calcul du poids des indicateurs.....	96
4.	Présentation et analyse des résultats.....	98
4.1.	Traitement de l'image.....	98
4.1.1.	Extraction de l'eau.....	98
4.1.2.	Extraction de la végétation.....	101
4.1.3.	Extraction de la route.....	108
4.1.4.	Extraction des îlots de bâtiments résidentiels.....	120
4.1.5.	Comparaison avec la classification par pixel.....	124
4.1.6.	Conclusion partielle du traitement de l'image.....	125
4.2.	Indicateurs calculés à partir de sources cartographiques.....	129
4.3.	Analyse statistique et corrélation des indicateurs de qualité de vie.....	130
4.3.1.	Distribution et auto-corrélation spatiales des indicateurs.....	130
4.3.2.	Corrélation entre les indicateurs.....	137
4.4.	Analyse des enquêtes.....	138
4.5.	Pondération du groupe de commodité.....	144
4.5.1.	Analyse en composantes principales du groupe de commodité.....	144
4.5.2.	Régression ordinale du groupe de commodité.....	148
4.6.	Pondération du groupe d'aménité.....	154
4.6.1.	Analyse en composantes principales du groupe d'aménité.....	154
4.6.2.	Régression ordinale du groupe d'aménité.....	157
4.7.	Pondération des indicateurs par l'analyse en composantes principales.....	164

4.8.	Conclusion partielle de la pondération des indicateurs	166
5.	Discussion.....	168
5.1.	Approche orientée objets.....	168
5.1.1.	Comparaison avec l'approche par pixel	169
5.1.2.	Comparaison avec les travaux réalisés par l'approche orientée objets	170
5.1.3.	Comparaison avec les travaux portant sur l'évaluation de qualité de vie	174
5.2.	Pondération des indicateurs.....	176
5.2.1.	Méthode de pondération.....	176
5.2.2.	Poids des indicateurs et facteurs.....	177
6.	Conclusion.....	180
6.1.	Originalité.....	180
6.2.	Limitations et perspectives.....	181
	Références	183
	Annexes	194

Liste des tableaux

Tableau 2.1. Catégories des facteurs de qualité de vie et exemples.....	15
Tableau 2.2. Caractéristiques des capteurs optiques satellite à THRS.....	29
Tableau 2.3. Études utilisant Definiens (en ordre chronologique).....	41
Tableau 3.1. Indicateurs utilisés par HAIDEP.....	50
Tableau 3.2. Caractéristiques du capteur de l'image Quickbird.....	52
Tableau 3.3. Position du soleil lors de l'acquisition de l'image.....	55
Tableau 3.4. Notes données par un expert pour 18 quartiers.....	57
Tableau 3.5. Description des attributs spectraux.....	68
Tableau 3.7. Indicateurs choisis et sources de mesure.....	83
Tableau 4.1. Fonction d'appartenance des classes « lacs » et « fleuve ».....	100
Tableau 4.2. Exactitude de différentes combinaisons de bandes.....	102
Tableau 4.3. Exactitude obtenue avec quatre bandes originales et Couleur = 0,7.....	102
Tableau 4.4. Taux d'exactitude de la segmentation optimale des classes de végétation.....	104
Tableau 4.5. Règles d'attributs des classes de végétation.....	106
Tableau 4.6. Règles d'attributs de classes de route 1, 2, 3, 4.....	116
Tableau 4.7. Règles d'attributs de la classe « îlots résidentiels ».....	123
Tableau 4.8. Paramètres et taux d'exactitude de la classification orientée vers l'objet.....	126
Tableau 4.9. Nombre d'attributs utilisés pour l'extraction des classes.....	127
Tableau 4.10. Indices Moran I et leur valeur p calculés pour les indicateurs.....	136
Tableau 4.11. Corrélations entre les indicateurs du groupe de commodité.....	137
Tableau 4.12. Corrélations entre les indicateurs du groupe d'aménité.....	138
Tableau 4.13. Nom et spécialité des experts.....	139
Tableau 4.14. Analyse factorielle des opinions des experts sur la commodité.....	140
Tableau 4.15. Analyse factorielle des opinions des experts sur l'aménité.....	142
Tableau 4.16. Coefficient de saturations des indicateurs sur les facteurs de commodité.....	145
Tableau 4.17. Corrélations entre les indicateurs et les facteurs de commodité.....	147
Tableau 4.18. Résultats de la régression pour le groupe de commodité.....	148
Tableau 4.19. Coefficients de signification des modèles du groupe de commodité.....	149

Tableau 4.20. Coefficients, signification et poids des facteurs de commodité	151
Tableau 4.21. Tests de validité de la régression interactive (pour la commodité)	153
Tableau 4.22. Coefficient de saturations des indicateurs sur les facteurs d'aménité	155
Tableau 4.23. Corrélacion entre les indicateurs et les facteurs d'aménité	157
Tableau 4.24. Résultats de la régression pour le groupe d'aménité	158
Tableau 4.25. Coefficients de signification des modèles du groupe d'aménité	159
Tableau 4.26. Coefficients, signification et poids des facteurs d'aménité	161
Tableau 4.27. Tests de validité de la régression interactive (pour l'aménité)	163
Tableau 4.28. Facteurs pertinents de neuf indicateurs	165
Tableau 4.29. Saturations des facteurs (produites par l'ensemble des indicateurs).....	165
Tableau 5.1. Résultats antérieurs obtenus à l'aide de Definiens (en ordre chronologique)	170

Liste des figures

Figure 1.1. Localisation de la ville de Hanoi et la zone d'étude	9
Figure 2.1. Modèle conceptuel de l'approche orientée objets.....	33
Figure 2.2. Procédure et paramètres d'extraction des classes par Definiens.....	38
Figure 2.3. La relation verticale et horizontale des cellules	43
Figure 3.1. Démarche conceptuelle du travail de recherche.....	48
Figure 3.2. Variation de longueur de l'ombre en fonction de l'élévation du soleil.....	54
Figure 3.3. Portion de l'ombre observée par le satellite	54
Figure 3.4. Les grands bâtiments et leur ombre sur l'image Quickbird.....	56
Figure 3.5. Sites de la classe « eau » :	59
1a) Fleuve rouge, 1b) Lac Hoàn Kiếm, 1c) Lac Ba Mẫu	59
Figure 3.6. Sites de test pour la classe « végétation » : 2a) Agriculture, 2b) Arbres de parc, 2c) Arbres de rues et 2d) Arbres isolés	60
Figure 3.7. Site de test pour la classe « route »	61
Figure 3.8. Site de test pour la classe « îlots de bâtiments »	62
Figure 3.9. Segments produits à l'échelle 100.....	64
Figure 3.10. Segments produits à l'échelle 25.....	64
Figure 3.11. Segmentations à deux échelles pour la classe « route ».....	65
Figure 3.12. La hiérarchie de la classe « végétation ».....	67
Figure 3.13. Illustration du rectangle englobant et des côtés de l'objet.....	73
Figure 3.14. Illustration pour calculer la courbure (a) et la longueur (b).....	74
Figure 3.15. Illustration d'une fonction d'appartenance	76
Fig 3.16. Localisation des sites de validation sur l'image pour les classes «eau » (1), « végétation » (2), « route » (3) et « îlots de bâtiments » (4).	77
Figure 3.17. Comparaison de l'interprétation visuelle $S_{utilisateur}$ (en brun) et la classification $S_{producteur}$ (en gris) d'un objet.....	78
Figure 3.18. Démarche de l'extraction des objets à partir de l'image par Definiens	80
Figure 3.19. Stratégie de tests de régression interactive.....	95
Figure 3.20. Organigramme méthodologique de l'étude.....	97

Figure 4.1. Hiérarchie des classes d'eau	98
Figure 4.2. Exactitude évaluée des classes « lacs » et « fleuve ».....	99
Figure 4.3. Taux d'exactitude des segmentations (couleur = 1).....	103
Figure 4.4. Segmentations de la zone d'un parc (par 2 niveaux de compacité).....	104
Figure 4.5. Un polygone des arbres de rue (droite) et une partie d'un parc étant des arbres de rue (gauche).....	107
Figure 4.6. Illustration d'un parc connecté à des arbres de rue.....	108
Figure 4.7. Exemple de quatre classes de routes.....	109
Figure 4.8. Taux d'exactitude de la classification de la route (différents ordres).....	111
Figure 4.9. Taux d'exactitude de la classification de la route (échelle 15-50).....	112
Figure 4.10. Segmentations des objets de la route (échelle de 15-50 et couleur de 0,8).....	113
Figure 4.11. Taux d'exactitude de la classification de la route (échelle 10-50).....	113
Figure 4.12. Taux de l'exactitude moyenne de la classification de la route.....	114
Figure 4.13. Niveaux de gris de quatre objets.....	117
Figure 4.14. Réponse spectrale de la surface routière et des bâtiments (bandes de brillance et rouge).....	118
Figure 4.15. Segmentations des petites rues dans le vieux quartier (à l'échelle 10).....	118
Figure 4.16. Segmentation des petites rues dans le quartier français (à l'échelle 10).....	119
Figure 4.17. Segmentation des petites rues dans le quartier spontané (à l'échelle 10).....	119
Figure 4.18. Exactitude des segmentations produites avec une compacité de 0,9.....	121
Figure 4.19. Exactitude des segmentations produites par l'indice de couleur de 0,5.....	121
Figure 4.20. Comparaison des segmentations à deux niveaux de compacité.....	122
Figure 4.21. Hiérarchie des classes de l'extraction des îlots résidentiels.....	123
Figure 4.22. Classification par pixel.....	125
Figure 4.23. Classes extraites de l'image Quickbird par la méthode orientée objets.....	128
Figure 4.24. Indicateurs de distance aux hôpitaux, bus, écoles, et marché.....	129
Figure 4.25. Présentation cartographique des indicateurs du groupe de commodité.....	133
Figure 4.26. Présentation cartographique des indicateurs du groupe d'aménité.....	135
Figure 4.27. Valeurs résumant la variation des avis des experts (la commodité).....	139
Figure 4.28. Valeurs résumant la variation des avis des experts (l'aménité).....	141

Figure 4.29. Comparaison de l'avis des experts et de la population sur deux groupes d'indicateurs	143
Figure 4.30. Carte des poids locaux des facteurs de commodité.....	146
Figure 4.31. Procédure des tests de régressions (groupe de commodité).....	151
Figure 4.32. Satisfaction en fonction des facteurs de transport et de santé.....	153
Figure 4.33. Carte des résidus du modèle retenu de la commodité.....	154
Figure 4.34. Carte des poids locaux du facteur « manque de végétation »	156
Figure 4.35. Procédure des tests (groupe d'aménité).....	160
Figure 4.36. Satisfaction quant à l'aménité en fonction des facteurs.....	162
Figure 4.37. Carte des résidus du modèle retenu de l'aménité.....	164

Liste des annexes

Profil des experts interviewés.....	194
Réponses des experts sur la satisfaction quant à la commodité	195
Réponses des experts sur la satisfaction quant à l'aménité	196
Indicateurs de commodité.....	196
Indicateurs de l'aménité.....	197
Communalité de l'analyse en composantes principales avec la rotation Varimax.....	198
Résultats de l'analyse en composante principale avec la rotation Quarimax.....	198
Résultats de l'analyse en composante principale avec la rotation Equamax.....	199
Exemple de la régression interactive des indicateurs de l'aménité	199
Valeurs résidus des modèles retenus	201

1. Introduction

1.1. Mise en contexte

L'arrivée de l'imagerie satellite à très haute résolution spatiale (THRS) ouvre de nouvelles applications en télédétection. Les capteurs commerciaux d'Ikonos, de Quickbird ou de WorldView offrent une résolution à 1m, 0,7m et 0,5m (dans les bandes panchromatiques) ou à 4m et 2,6m (dans les bandes mult-ispectrales). Ces images favorisent la mise à jour des bases de données spatiales, ce qui est primordial en milieu urbain (Longley *et al.*, 2001). Dans ce milieu nous constatons une demande de données spatiales à des fins d'aménagement et de planification (Sebari, 2008) surtout dans les pays en développement où l'urbanisation croît à grande vitesse (UN, 2008).

En milieu urbain, le développement d'indicateur de la qualité de vie fait l'objet de préoccupations par les sociétés postindustrielles depuis plus de quarante ans tant au niveau gouvernemental qu'au niveau académique. Nous pouvons nommer plusieurs projets gouvernementaux dans les pays développés. Par exemple, le gouvernement canadien a débuté un projet d'évaluation de la qualité de vie à l'échelle nationale, qui inclut aussi une évaluation de la qualité environnementale (Secrétariat du Conseil du Trésor du Canada, 2000). En Europe, l'Union européenne a mis en place le projet « villes durables européennes » depuis 1989 suivi par la publication du Livre vert sur l'environnement urbain (Zoro, 2001). L'Union a fondé un réseau urbain durable en 1994 ainsi qu'un forum de vingt organisations européennes afin de promouvoir la communication sur la gestion de l'environnement urbain entre pays. En Australie et en Nouvelle-Zélande, les gouvernements essaient d'évaluer la qualité de vie et de l'environnement du milieu urbain (House of Representatives Standing Committee on Environment and Heritage, 2005; Government of New Zealand, 2007).

La recherche des mesures des niveaux de la qualité de vie constitue un domaine d'études urbain en pleine expansion (Sénécal *et al.*, 2005). Dans le cadre des recherches sur la qualité de vie urbaine, la télédétection constitue une riche source d'information sur le milieu urbain.

Les premières applications de la télédétection appliquée à la qualité de vie ont été réalisées avec des données extraites à partir des photographies aériennes. Par exemple en étudiant la structure sociale (Green, 1957) ou la pauvreté dans les villes américaines (Mumbower et Donohue, 1967; Metivier et Mccoy, 1971), des chercheurs ont utilisé les variables comme la distance entre les maisons, les types d'occupation de sols autour des zones résidentielles, le nombre de maisons unifamiliales, la densité des maisons, etc. Ces recherches initiales sont reliées directement ou indirectement à l'évaluation de la qualité de vie.

L'arrivée des images satellites numériques dans les années 1970s a mené à des applications plus élaborées sur l'étude de la qualité de vie, spécialement pour intégrer les données satellites dans des bases de données géographiques numériques. La plupart des applications emploient des images de résolution spatiale moyenne, par exemple Landsat TM/ETM à 30m de résolution spatiale (Lo et Faber, 1997; Sénécal *et al.*, 2005; Li et Weng, 2007) ou SPOT à 20m (Weber et Hirsch, 1992). Récemment, dans une recherche sur la qualité de l'environnement, un élément constitutif de la qualité de vie, (Nichol et Lee, 2005) a utilisé une image à très haute résolution spatiale (THRS), soit l'image Ikonos à 4m de résolution spatiale. Les informations que ces auteurs ont extraites à partir des données de télédétection sont la couche végétale, la température de surface et les types d'occupations des sols.

Cependant ces travaux sont réalisés par les méthodes de traitement d'image basées sur la valeur spectrale des pixels de l'image, ce qui n'est pas tout-à-fait adapté aux images à THRS. Il en résulte un écart entre le potentiel de l'imagerie à THSR et les applications en évaluation de la qualité de vie en milieu urbain, surtout pour les pays en voie de développement où le milieu urbain est souvent caractérisé par l'émergence des espaces spontanés.

1.2. Problématiques de la recherche

Notre première problématique de recherche porte sur la télédétection urbaine. La classification de l'image à THRS en milieu urbain pose un défi car elle fait face aux spécificités du milieu

urbain ainsi qu'à celles des images à THRS. Le milieu urbain est hétérogène tant au niveau spectral qu'au niveau spatial (Herold *et al.*, 2003; Laliberte *et al.*, 2004; Sebari, 2008). Non seulement ce milieu comporte une forte densité d'infrastructures supportant et servant aux activités de la population, mais ces infrastructures sont parfois difficiles à distinguer. Parmi les objets urbains composant ces infrastructures, il y a ceux qui sont construits avec les mêmes matériaux, bien que de nature différente (le toit des édifices et la chaussée sont parfois tous deux en goudron) et ceux qui sont de même nature mais construits avec des matériaux différents (les toits ne sont pas tous recouverts de goudron). En plus, la taille des objets et leur organisation sont variables. Par exemple pour la catégorie de réseau routier, celui-ci comprend les autoroutes de largeur importante (40m) qui ont un axe d'orientation principale sur une grande distance. Le réseau contient aussi de petites rues urbaines (à 10m de largeur), sinueuses se trouvant dans les quartiers résidentiels.

Quant aux images THRS, leur résolution spectrale est relativement faible, ne contenant que trois bandes visibles et une bande d'infrarouge. Par exemple, dans le cas des images Quickbird (dont le satellite a été lancé en 2001) et Ikonos (en orbite depuis 1999), leurs bandes multi-spectrales comprennent du bleu (450-520nm), du vert (520-600nm), du rouge (630-690nm) et du proche-infrarouge (760-900nm). La capacité de séparation spectrale fournie par ces capteurs est limitée pour le milieu urbain (Herold *et al.*, 2003). Les méthodes d'analyse d'image basées uniquement sur les valeurs spectrales des pixels ne seraient donc pas adéquates (Herold *et al.*, 2003; Sebari, 2008). Afin de franchir ce défi en analyse d'images de THRS, plusieurs travaux de recherche ont exploré une autre approche appelée *approche orientée objets*.

L'approche de classification orientée objets se base sur les zones d'image homogènes, c'est-à-dire les objets sur l'image, au lieu des pixels individuels. La création des objets est effectuée par une segmentation d'image qui peut se faire à différentes échelles. Les objets sont classifiés par les règles basées sur l'expertise humaine. Les informations concernant les indices spectraux et texturaux, les ratios de formes géométriques et les relations topologiques des

objets peuvent être utilisées durant la classification (Benz *et al.*, 2004). Grâce à cette sophistication, la classification orientée objets a un grand potentiel pour l'amélioration de l'exactitude de la cartographie du milieu urbain. Cette approche a été adoptée depuis 2000 par un logiciel commercial, Definiens de Definiens AG. Il est utilisé dans de nombreuses applications de la télédétection à THRS.

Cependant, malgré le grand nombre de travaux effectués avec ce logiciel, les auteurs ont constaté que l'approche doit encore être testée et évaluée de façon à trouver les paramètres optimums de segmentation (Hay et Castilla, 2006; Platt et Rapoza, 2008; Sebari, 2008). Nous voulons donc déterminer les paramètres optimaux à utiliser dans ce logiciel pour l'extraction des classes à partir des images à THRS dans un environnement typique des pays en voie de développement en Asie du sud-est et nous en servir pour l'évaluation de la qualité de vie. Cela pourrait être bénéfique pour ces pays car on y déplore un grand manque de données à jour, une imprécision des données, un coût et des difficultés importantes pour l'obtention des autorisations d'accès aux données (Kamp *et al.*, 2003; Miller et Small, 2003).

À part des difficultés relatives aux sources de données cartographiques sur le milieu urbain, l'évaluation de la qualité de vie constitue une autre problématique de notre recherche. Dans un premier temps, la notion de la qualité de vie n'a pas une définition consensuelle dans les différents domaines de recherche: urbanisme, architecture, santé ou sociologie (Olivier, 1997; Mitchel *et al.*, 2001; Kamp *et al.*, 2003). En général, la qualité de vie est considérée sous deux angles : celui de l'individu et celui du territoire (Mendes et Motizuki, 2001; Maggino, 2006). Au niveau de l'individu, la qualité de vie peut être définie comme « *la perception d'un individu de la position qu'il occupe, dans le contexte de la culture et des systèmes de valeurs dans lesquels il vit et par rapport à ses objectifs, ses attentes, son niveau de vie et ses inquiétudes* » (Saxena *et al.*, 2001). Cette définition est appliquée en médecine et en psychologie.

Les chercheurs s'entendent aussi sur le fait que la définition territoriale de la qualité de vie renvoie à différents aspects de la vie urbaine, comme les conditions matérielles d'existence, les disparités socio-économiques, l'organisation des activités dans l'agglomération et l'accès à des services et à des équipements de toutes sortes (Kamp *et al.*, 2003; Sénécal *et al.*, 2005). La qualité de vie en milieu urbain serait caractérisée à la fois par des facteurs objectifs, comme les aspects biophysiques et socio-économiques, mais aussi par des dimensions subjectives comme les valeurs, les perceptions et les aspirations de chacun (Olivier, 1997; Kamp *et al.*, 2003; Pacione, 2003; Sénécal *et al.*, 2005; Maggino, 2006). Nous constatons donc que non seulement une définition unique de qualité de vie serait difficile à obtenir, mais que les concepts, les composantes et modèles d'évaluation de la qualité de vie sont discutés dans des sciences aussi variées que la médecine, la psychologie et les sciences sociales, sans bien sûr oublier la géographie sociale urbaine. Tous ces modèles conceptuels doivent être testés de façon urgente afin de minimiser l'écart entre les recherches académiques et l'application en politique et planification urbaine (Pacione, 2003). Parmi les travaux empiriques tentant d'en arriver à des concepts opératoires et des applications pratiques, la télédétection occupe une place de choix. La télédétection sert souvent à identifier et à calculer les indicateurs et à déterminer leur rôle dans la qualité de vie. Toutefois, dans ces études, la pondération des indicateurs est négligée (Weber et Hirsch, 1992) ou basée sur l'analyse statistique des données (Lo et Faber, 1997; Sénécal *et al.*, 2005; Li et Weng, 2007; Apparicio *et al.*, 2008). L'importance des indicateurs obtenus dans ces travaux de recherche ne reflète pas nécessairement l'évaluation et la perception de la population locale quant à leur qualité de vie à cause des dimensions subjectives qui s'y rattachent.

D'autres recherches visant à cartographier les niveaux de qualité de vie urbaine essaient d'intégrer l'avis des experts et de la population locale dans la pondération des indicateurs. Stathopoulou et Cartalis (2006) emploient une méthode de rang qui est simple mais n'est basée sur aucune théorie et donc assez imprécise. Mendes et Motizuki (2001) et Zoro (2001) utilisent une méthode de pondération qui intègre l'opinion des experts, soit la comparaison en paire (*pairwise comparison method*), aussi nommée l'analyse hiérarchique de paire (*analytical hierarchical pairwise*). Cette méthode est également recommandée par Malczewski (1999)

car les études empiriques ont montré qu'elle était la plus efficace pour prendre des décisions spatiales dans une approche par SIG. Cependant, cette méthode présente des limitations lorsqu'il y a un grand nombre d'indicateurs à pondérer.

Il est donc crucial d'élaborer une méthode de pondération des indicateurs en tenant compte de la perception de la population locale. De plus, l'élaboration d'une méthode de pondération basée sur l'opinion subjective des indicateurs dans le contexte des pays en développement pourrait révéler d'importantes différences quant au poids des indicateurs dans différents pays ou cultures.

1.3. Objectifs

L'objectif général de la recherche est de proposer une méthode d'évaluer la qualité de vie du milieu urbain à l'aide de données spatiales dans un pays en développement dans un contexte de l'Asie du sud-est, notamment le Viêt-Nam.

Les objectifs spécifiques sont les suivants :

- Déterminer des indicateurs de qualité de vie qui sont pertinents pour la population locale
- Extraire des objets urbains à partir d'une image à THRS afin de calculer les indicateurs de la qualité de vie
- Identifier le poids des indicateurs en intégrant des opinions de la population locale quant à sa qualité de vie.

1.4. Hypothèses

Nos hypothèses sont les suivantes :

- L'utilisation de la segmentation à différentes échelles et d'une base de règles fondée sur nos connaissances va permettre d'extraire les classes urbaines pertinentes pour déterminer des indicateurs de qualité de vie à partir d'images satellites.
- Le poids des facteurs déterminant la qualité de vie peut être établi en combinant les indicateurs calculés objectivement et les enquêtes de satisfaction perçue quant à la qualité de vie.

1.5. Zone d'étude

Le district Hoàn Kiếm se trouve au centre historique de Hanoi, la capitale du Viêt-Nam qui se situe au nord du pays (sa localisation est marquée par un carré sur la carte du pays donnée dans la figure 1.1). Ce district fait partie de la zone urbaine de la ville et se compose de 18 quartiers. Trois types de d'architecture se distinguent. Le premier est le plus ancien de la ville, caractérisé par des maisons appelées compartiments chinois, datant majoritairement du XIXe siècle. Le deuxième a été construit à l'époque coloniale (1888-1954) sur les terres concédées à la France sous le protectorat (avant 1888). Il se trouve dans le sud du district et est caractérisé par un plan en damier, avec des rues régulières et plantées d'arbres. Le dernier quartier, situé à l'est du district, est un quartier récent qui a été établi dans les années 1990 sur des sols jusque là occupés par des logements spontanés illégaux. Des terres agricoles se trouvent toujours à l'est du quartier, au bord du fleuve.



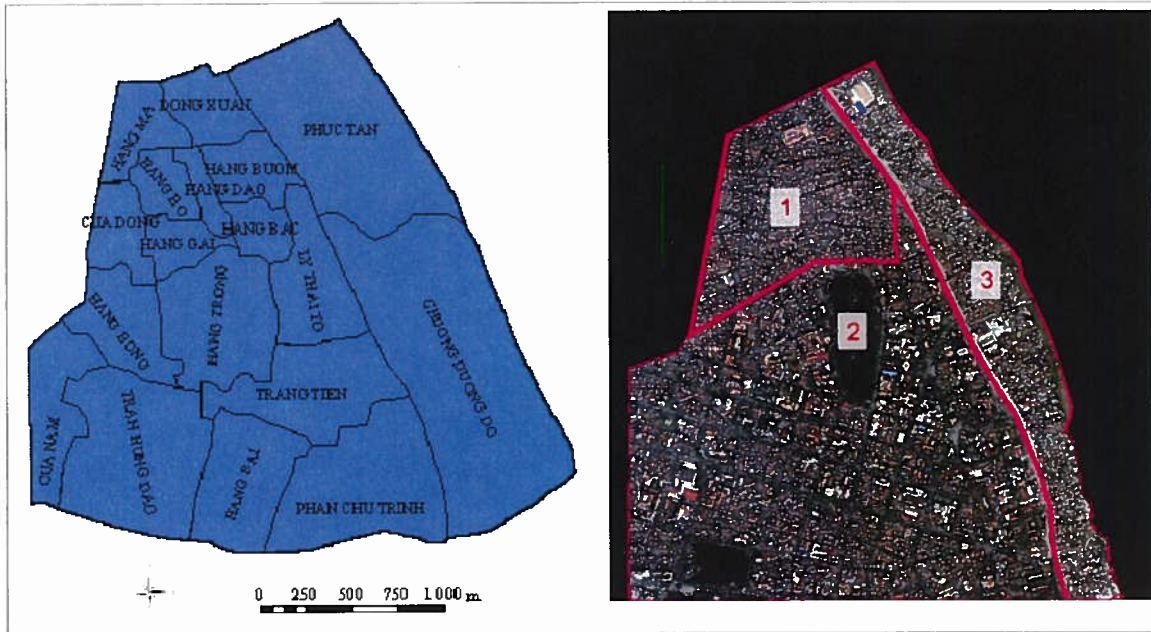


Figure 1.1. Localisation de la ville de Hanoi et la zone d'étude

Le Viêt-Nam connaît de nombreux problèmes urbains typiques des pays en développement, soient une urbanisation rapide, une concentration démographique importante, des problèmes environnementaux et un retard du système de gestion urbaine.

Les centres urbains du pays ont une très rapide croissance démographique, rappelant celle des autres pays en voie de développement (Cohen, 2004; UN, 2008). La croissance urbaine est de 4 à 5 % par année, quasiment le triple de l'accroissement de la population rurale vietnamienne (O'Rourke, 2005) et le double de la croissance mondiale, soit 2,2 % (UN, 2008).

Les centres urbains vietnamiens et la ville de Hanoi en particulier ont aussi une grande densité de population. En effet, cette ville se compose de deux parties : la zone urbaine, qui comptait à peu près 3 millions d'habitants vivant dans neuf arrondissements, et la banlieue, qui comptait 1,4 millions d'habitants qui vivent dans trois arrondissements périphériques en 2002 (Dang *et al.*, 2004). Deux des arrondissements urbains, y compris le district d'étude Hoàn Kiếm, ont une densité de plus de 30 000 habitants/ km².

Cette forte concentration de population pose plusieurs problèmes pour la gestion de la ville. La densité de bâtiments est remarquable dans les arrondissements centraux de la ville, ce qui cause un manque d'espaces verts, de trottoirs, d'espaces ouverts, de cours et de parcs. Dans ces endroits de la ville, la plupart des espaces verts ont été remplacés et les bâtiments occupent maintenant environ 85 % de la surface du sol (Drakakis-Smith et Kilgour, 2001; Dang *et al.*, 2004).

Par ailleurs, de nombreuses formes de pollution se manifestent car cette grande population dépasse la capacité des services et infrastructures de la ville. Par exemple, les eaux usées domestique et industrielle ainsi que l'eau de pluie sont dirigées vers le même système de drainage. Ce système n'arrive pas à contenir l'important volume d'eau causé par la saison de pluie et déborde chaque année, provoquant de fortes inondations. De plus, il y a environ 300 usines de moyenne ou de grande taille à Hanoi, et 90% d'entre elles n'ont pas de système de traitement des eaux usées (O'Rourke, 2005).

Quant aux pollutions acoustique et de l'air, elles proviennent principalement des véhicules, spécialement des 1,3 million de mobylettes recensées à Hanoi, et des établissements industriels. La concentration moyenne de poussière à Hanoi est de 0,09 à 0,173 mg/m³, ce qui est de 2 à 3 fois plus élevée que la norme nationale et internationale (0,05 mg/m³). Ces taux de poussières très élevés, qui contribuent récemment à la formation de smog, commencent à poser de sérieux problèmes de santé publique. Les autres types de pollution, principalement au SO₂, CO et NO₂, sont encore sous le seuil national recommandé. Le niveau de bruit dans les quartiers urbains est d'environ 70 dB ou est même plus élevé durant le jour, ce qui est conforme à la norme nationale de bruit, mais est proche de dépasser le seuil acceptable (Ministre des ressources et environnement, 2003).

Les déchets solides constituent un autre problème environnemental que l'on retrouve dans les zones urbaines vietnamiennes. À Hanoi, le pourcentage de déchets collectés par l'administration municipale atteint seulement 67% (Ministre des ressources et environnement, 2003). Tous les types de déchets solides (domestiques, industriels et dangereux) sont déposés dans les mêmes dépotoirs sans tri ou séparation, ce qui pose un problème d'insalubrité et la pollution des terrains environnants.

Le gouvernement estime qu'en 2010, il y aura environ 37 millions de Vietnamiens habitant en ville, soit 40% de la population nationale. Cependant, les politiques ayant permis de contrôler l'accroissement urbain dans le passé deviennent moins efficaces ou sont abandonnées (O'Rourke, 2005), ce qui pourraient entraîner une croissance encore plus forte. Dans ce contexte, l'évaluation de la qualité de vie en milieu urbain au Viêt-Nam devient cruciale.

1.6. Organisation de la thèse

La thèse est divisée en six chapitres. Le présent chapitre a présenté une revue globale des défis et problématiques de la télédétection urbaine et de l'évaluation de qualité de vie. Il a également défini les objectifs et hypothèses de recherche. Le deuxième chapitre présente une revue de littérature divisée en deux parties principales : l'évaluation de la qualité de vie urbaine et le traitement d'image à THRS par l'approche orientée objets. Dans le troisième chapitre, le développement de la méthodologie de recherche est présenté. La présentation des résultats et leur interprétation sont développées respectivement dans les chapitres 4 et 5. Finalement, le dernier chapitre résumera nos conclusions et nos recommandations.

1.7. Originalité

Ce travail apporte une contribution nouvelle à l'étude de la qualité de vie par télédétection en ce qu'il propose :

- une base de paramètres et règles pour l'extraction d'indicateurs de qualité de vie dans une zone urbaine complexe dans le contexte d'un pays en voie de développement.

- une combinaison des indicateurs objectifs avec des niveaux de satisfaction perçue et leur pondération simultanée. De plus nous identifions le rôle des indicateurs de qualité de vie pour une ville asiatique en voie de développement.

Nous croyons que la combinaison des aspects objectifs et subjectifs et l'approche adaptée au milieu socioculturel qui caractérise notre analyse des résultats constituent une contribution novatrice en sciences humaines.

2. Revue de littérature

2.1. Variations et définitions de la qualité de vie

L'intérêt sur le bien-être, le bonheur et la qualité de vie de l'être-humain n'est pas nouveau pour la communauté scientifique ni les gouvernements en Occident. En Angleterre, par exemple, la recherche universitaire sur la vie des pauvres a commencé dès le XVIIIe siècle et celle sur les conditions de vie des ouvriers a suivi au XIXe siècle et au début du XXe siècle (Olivier, 1997). À partir du milieu du XX^e siècle, la recherche sur la qualité de vie attire l'attention des scientifiques dans d'autres pays postindustriels (Olivier, 1997; Pacione, 2003; Sénécal *et al.*, 2005). Cela a commencé par plusieurs programmes de recherche du gouvernement états-uniens durant les années 1950 et 1960 (Olivier, 1997). On peut constater que dès le tout début du développement du concept de qualité de vie, le but des projets de recherche était très varié, allant de la description du progrès social à l'exploration des causes du bonheur individuel et à l'influence de l'aide psychologique sur ce dernier. La sociologie a ensuite essayé d'analyser la qualité de vie en termes d'indicateurs sociaux. C'est à ce moment que le terme est devenu populaire et qu'un éventail de définitions et de nuances ont été développées. Les définitions de la qualité de vie couvrent donc un domaine très vaste et la portée du concept reste une question ouverte.

Plusieurs travaux donnent une définition implicite de la qualité de vie, mais on remarque que différentes disciplines approchent la qualité de vie à leur manière et selon leur langage propre (Olivier, 1997; Kamp *et al.*, 2003). Une revue de définitions de la qualité de vie a été réalisée par Olivier (1997). Il a constaté que le concept de la qualité de vie varie de l'eudémonisme à l'état-providence et il est fort probable qu'il soit illusoire d'en arriver à une définition valide. Cela est également confirmé par Mitchel *et al.* (2001). Cela est dû à une grande variabilité dans les postulats des différents chercheurs quant aux éléments constitutifs de la qualité de vie et leur importance relative et, d'un point de vue plus philosophique, sur les buts de l'existence (Olivier, 1997).

Au lieu de chercher une définition unique de la qualité de vie, les recherches récentes proposent d'identifier des composantes de la qualité de vie (Mitchel *et al.*, 2001; Pacione, 2003). Nous allons opter pour cette proposition mais avant d'en discuter nous distinguons d'abord deux approches quant à la qualité de vie dont les échelles et les objets d'étude sont différents. D'après certains auteurs, la qualité de vie peut être étudiée par une approche individuelle qui cherche des dimensions importantes pour la vie d'un individu, ou une approche territoriale qui détermine ces aspects pour l'ensemble des gens qui partagent un territoire (Mendes et Motizuki, 2001; Maggino, 2006). Dans les sections suivantes, nous allons discuter des composantes de la qualité de vie examinées sous ces deux perspectives.

2.1.1. Approche individuelle de la qualité de vie

L'étude de la qualité de vie au niveau de l'individu relève essentiellement de la médecine et de la psychologie. Nous pouvons utiliser la définition de l'OMS, citée par Saxena *et al.*, 2001 : « la perception d'un individu de la position qu'il occupe, dans le contexte de la culture et des systèmes de valeurs dans lesquels il vit et par rapport à ses objectifs, ses attentes, son niveau de vie et ses inquiétudes ». Notons que cette définition est reliée au bien-être subjectif ou à un terme équivalent au bonheur. On trouve de nombreuses publications étudiant la qualité de vie dans cette direction, en médecine et en psychologie. Une recherche de l'OMS dans la base de données *Medline* a montré que plus que 3000 articles ont été publiés entre 1992 et 1993, avec le mot de référence de « qualité de vie » (cité par (Olivier, 1997)). Un résumé des indicateurs utilisés dans l'évaluation de qualité de vie est présenté dans le tableau 2.1.

Tableau 2.1. Catégories des facteurs de qualité de vie et exemples

Catégorie	Contenu
Aspects personnels	Variables démographiques: âge, sexe, statut socio-économique
Qualité de vie objective	Indicateurs sociaux/économiques Exemples : contacts sociaux, revenu, logement, emploi, etc. Compétences sociales, rôle/position sociale Exemple : habiletés sociales, capacité fonctionnelle, événements et activités de vie. Facteurs biologiques Exemples : état de santé physique et mentale (symptômes psychopathologiques).
Qualité de vie subjective	Satisfaction subjective Exemples : qualité de vie perçue (satisfaction quant aux indicateurs socio-économiques) et satisfaction générale (correspondance entre les buts voulus et ceux atteints). Santé mentale Exemple : état émotionnel (symptômes psychopathologiques), équilibre affectif, stress. Bonheur et moral Personnalité Exemples : estime de soi, lieu de contrôle, extroversion/introversion. Ajustement, adaptation sociale et croissance personnelle Exemples : maîtrise de soi, indépendance, valeurs.

Tiré d'Olivier (1997, p.28)

Selon ce tableau, la qualité de vie peut être caractérisée par des aspects personnels, par des indicateurs objectifs reliés à la société ou à des facteurs biologiques et par des indicateurs reliés à la perception subjective de l'individu. Comme mentionné ci-haut, cette approche de la qualité de vie est axée sur l'individu, alors que notre recherche s'oriente plutôt vers la qualité de vie d'un groupe d'individus qui partagent un territoire. Toutefois les indicateurs proposés

peuvent être utilisés pour nous aider à perfectionner les indicateurs nécessaires pour étudier la qualité de vie au niveau du territoire. Nous discutons de la perspective territoriale de la qualité de vie dans la section suivante.

2.1.2. Approche territoriale de la qualité de vie

Au niveau du territoire, la qualité de vie renvoie à différents aspects de la vie urbaine, comme les conditions matérielles d'existence, les disparités socio-économiques, l'organisation des activités dans l'agglomération et l'accès à des services et à des équipements de toutes sortes (Kamp *et al.*, 2003; Sénécal *et al.*, 2005). La question de la qualité de vie est devenue centrale dans les recherches sur les conditions sociales urbaines lors du déclin continu des villes d'Angleterre après la seconde guerre mondiale qui a résulté en d'importantes concentrations de chômeurs âgés et peu formés, appartenant souvent à des minorités ethniques désavantagées dans des zones surpeuplées où le logement était déficient (Pacione, 2003). Cette perspective sur la qualité de vie est étudiée et utilisée en sociologie ainsi qu'en géographie urbaine sociale.

La qualité de vie en milieu urbain pourrait être perçue comme une forme de qualité de l'environnement. Kamp *et al.* (2003) suggèrent les définitions suivantes : « Un environnement de bonne qualité transmet un sens de bien-être et de satisfaction à sa population à travers des caractéristiques qui peuvent être physiques, sociales ou symboliques » ou « La qualité de l'environnement peut être définie comme une part essentielle du concept de qualité de vie » (page 7). Pourtant, après Pacione (2003) la qualité de vie urbaine est plutôt reliée à la viabilité urbaine (*urban liveability*) qu'à la qualité de l'environnement. La viabilité urbaine est un concept relatif dont le sens dépend de l'endroit, du moment, du but de l'évaluation et du système de valeur de l'évaluateur. Elle met en accent l'interaction entre les citoyens et leur environnement de vie.

La qualité de vie du milieu urbain est aussi l'objet de recherche de différents domaines. Nous pouvons en nommer quatre (en se basant sur ce que propose Kamp *et al.* (2003): l'écologie humaine, l'urbanisme, la recherche de satisfaction et les indicateurs sociaux. Comme nous nous intéressons à la planification urbaine, notre approche de recherche serait proche des groupes de modèles en écologie urbaine et en urbanisme. À propos de la composition de la qualité de vie urbaine, plusieurs modèles conceptuels de ces deux domaines ont été proposés (Shafer *et al.*, 2000; Kamp *et al.*, 2003; Pacione, 2003). Ces modèles ont des différences au niveau du nombre et des échelles de leurs composantes de la qualité de vie, mais ils mentionnent tous trois facteurs principaux : l'environnement physique, la société (ou communauté) et la perception personnelle.

En se basant sur ces modèles conceptuels, des indicateurs ont été proposés pour évaluer chacune des catégories. Ces dernières sont caractérisées à la fois par des facteurs objectifs, comme les aspects biophysiques et socio-économiques ; mais aussi par des dimensions subjectives comme les valeurs, les perceptions et les aspirations de chacun (Kamp *et al.*, 2003; Pacione, 2003; Sénécal *et al.*, 2005; Maggino, 2006). Les dimensions subjectives sont appelées indicateurs subjectifs.

Nous notons que les deux approches de la qualité de vie, au niveau de l'individu et au niveau du territoire, diffèrent par leur échelle ou leur objet d'étude. Mais les deux considèrent l'aspect multidimensionnel de la qualité de vie et elles prennent en compte les indicateurs objectifs et subjectifs dans le processus d'évaluation. Dans la partie suivante, nous allons discuter de l'utilisation des indicateurs dans la méthode d'évaluation de la qualité de vie urbaine.

2.2. Méthode d'évaluation de la qualité de vie

Malgré de nombreux modèles proposés pour l'évaluation de la qualité de vie, il existe peu de travaux de recherche empirique. La mesure et l'évaluation de la qualité de vie fait donc partie

des problèmes les plus urgents. Selon Pacione (2003) le résultat de l'évaluation peut être influencé par les facteurs comme la sélection des indicateurs, l'agrégation des indicateurs dans un seul élément (cet élément est parfois appelé un indice global), la pondération des indicateurs et les types de techniques de mesure. Parmi eux, les indicateurs et la pondération des indicateurs attirent un grand intérêt dans les recherches empiriques sur la qualité de vie.

2.2.1. Indicateurs

En théorie, les indicateurs qui mesurent la qualité de vie doivent refléter deux aspects de la qualité de vie. Le premier aspect regroupe les indicateurs objectifs qui décrivent l'environnement dans lequel les gens vivent. Le deuxième aspect regroupe les indicateurs subjectifs qui décrivent la façon dont les gens perçoivent et évaluent l'environnement qui les entoure. Bien qu'il soit conseillé d'utiliser les deux types d'indicateurs pour l'évaluation de la qualité de vie (Kamp *et al.*, 2003; Pacione, 2003), en pratique très peu de recherches empiriques emploient les deux types d'indicateurs. En effet, la relation entre les deux types d'indicateurs est variée car la cognition est très complexe et de nombreux facteurs peuvent influencer la perception et l'évaluation des gens, par exemple : l'âge, le revenu, l'éducation et l'état de santé, etc. Malheureusement, la quantification des facteurs subjectifs exige des enquêtes exhaustives et est par conséquent rarement tentée.

Dans les études empiriques utilisant les données de télédétection pour l'évaluation de la qualité de vie, seuls quelques indicateurs objectifs sont généralement utilisés. En fonction de la technologie de télédétection, c'est-à-dire de la photographie aérienne du type analogue aux images satellites numériques, les indicateurs de qualité de vie pouvant être exploités à partir des données de télédétection ne sont pas identiques. Explorant le potentiel des images satellites fournissant des informations sur la qualité de vie, Jensen (2000) suggère qu'à partir des informations sur l'habitation urbaine, on peut déduire des attributs reliés à la qualité de vie. On peut y nommer les caractéristiques des bâtiments, des parcs, et de l'environnement qui les entourent. Ces caractéristiques pourraient être considérés propices (les aménités comme :

les services, la récréation et les loisirs) mais aussi négatifs (la pollution) pour la population qui y vit. Nous allons faire un survol de l'évolution des applications de la télédétection en recherche sur la qualité de vie, en commençant par quelques études portant sur la géographie sociale du milieu urbain.

Green (1957) est considéré comme le pionnier de l'application de la télédétection en évaluation de la qualité de vie. Dans une étude sur la structure sociale, il a utilisé la photographie aérienne pour identifier la densité de logement, le nombre de maisons individuelles, les occupations de terres adjacentes aux quartiers résidentiels et la distance entre les quartiers résidentiels et les quartiers d'affaires centraux. Il a ensuite combiné ces informations avec d'autres données socio-économiques pour obtenir un index appelé « la préférence de logements » pour la ville de Birmingham (Alabama, E-U.) (Green, 1957). En étudiant la pauvreté urbaine comme un aspect de la qualité de vie, d'autres auteurs ont calculé la densité de logement à partir de la photographie aérienne (Mumbower et Donohue, 1967).

L'arrivée de l'image satellite numérique a permis aux chercheurs de calculer d'autres indicateurs de qualité de vie et les intégrer avec des données de recensements. Weber and Hirsch (1992) ont utilisé une image SPOT pour identifier la densité résidentielle. Aux États-Unis, Lo et Faber (1997) ont effectué une étude portant sur la qualité de vie dans le comté de Athens-Clarke (Géorgie, É.U.) en combinant des informations de télédétection et socio-économiques. La première source fournit les indicateurs de *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), de température de surface et d'utilisation du sol urbain (incluant les classes des zones commerciales, industrielles et de transport) à partir des images TM de Landsat. Les indicateurs provenant de la deuxième source sont la densité de population, le revenu par ménage, la valeur moyenne des maisons et le pourcentage d'étudiants diplômés sortant du collège.

Les recherches évaluant la qualité de vie à partir d'images satellites s'en tiennent depuis aux mêmes indicateurs que Lo et Faber (1997). Elles calculent le couvert végétal (surtout par

NDVI), la température de surface et les types d'occupation des sols. Par exemple, Sénécal *et al.* (2005) étudient neuf variables pour l'île de Montréal, dont trois variables ont été extraites de l'imagerie satellite, soit l'indice de végétation, la compacité résidentielle et la compacité industrielle-commerciale-institutionnelle. Sur la même ville, Apparicio *et al.* (2008) ont utilisé plusieurs sources de données dont une image TM de Landsat pour calculer des indicateurs mesurant la qualité de l'environnement (naturel et bâti) autour des immeubles de HLM à Montréal.

Pour la ville d'Athènes, Stathopoulou et Cartalis (2006) ont calculé la température de surface, le couvert végétal à partir d'une image de Landsat et les types d'occupation des sols à partir d'une image de CORINE Land Cover. Quant à l'évaluation de la qualité de vie dans des villes d'Indiana, Li et Weng (2007) ont utilisé 11 variables qu'ils ont regroupées en trois dimensions : conditions économiques, conditions environnementales et espace de vie. La deuxième dimension est associée à la végétation, la surface imperméable, la température de surface et le pourcentage de surface urbanisée, tous calculés à partir d'une image Landsat.

Les travaux cités nous montrent que les informations servant à calculer les indicateurs de la qualité de vie ont été limitées à caractériser la végétation, la température de surface et les classes globales du milieu urbain. Cela est dû aux caractéristiques des images et à l'approche de traitement de l'image. À des résolutions spatiales moyennes de 30m pour TM/ETM de Landsat ou de 20m pour SPOT, ces images ne peuvent arriver qu'à une faible séparabilité des classes de couvertures/occupations des sols en milieu urbain.

Quant à l'approche d'extraction d'image dans les travaux précédents, elle n'était basée que sur la valeur spectrale des pixels. Même avec une image à très haute résolution spatiale, comme IKONOS à 4m de résolution spatiale, les études antérieures n'ont calculé que l'indice de végétation. Par exemple, dans le modèle de variabilité de la qualité environnementale étudié par Nichol et Wong (2008), le couvert végétal est caractérisé par l'indice NDVI.

L'arrivée des images de très haute résolution et la nouvelle approche intégrant d'autres informations que la valeur spectrale semble très prometteuse pour l'extraction de types d'occupation des sols du milieu urbain. De riches informations des objets urbains peuvent potentiellement être extraites pour calculer les indicateurs de qualité de vie (Puissant et Weber, 2001) :

- la végétation urbaine : stratification, abondance, répartition, morphologie;
- le bâti : morphologie, hauteur;
- les réseaux ferroviaires et routiers : largeur des rues, flux;
- les zones industrielles;
- les espaces minéraux interstitiels : chantiers urbains, stationnements, places municipales;
- les plans d'eau.

Nous voulons donc explorer cette nouvelle génération d'images pour l'évaluation de la qualité de vie urbaine. Les caractéristiques spectrales et spatiales des images ainsi que les approches de traitement d'images adoptées dans la présente étude seront analysées dans la section 2.3.

Nos indicateurs objectifs, qui seront recherchés et calculés à partir d'images à très haute résolution, devraient idéalement être complétés par des indicateurs subjectifs. Comme l'établissement de tels indicateurs nécessite des enquêtes laborieuses, nous nous contenterons de compléter les indicateurs objectifs avec des résultats d'enquêtes de satisfaction auprès des habitants et des rapports d'experts. Avant de présenter plus en détail ces données subjectives, nous allons définir plus précisément les critères de sélection des indicateurs objectifs.

2.2.2. Critères de sélection

Stanley (1979) (cité par André et Bitondo (2001)) relève que : (1) il est impossible de tout mesurer et qu'il est donc nécessaire de procéder à des choix; (2) la pertinence d'un indicateur donné dépend des objectifs d'interprétation et des hypothèses de valeurs appliquées à l'étude ; et (3) les problèmes prioritaires, sociaux et économiques ne sont pas les mêmes dans tous les pays ou toutes les régions d'un pays à un moment donné. De plus, les indicateurs sont habituellement sélectionnés intuitivement. Il faut donc établir des critères pour choisir les indicateurs pertinents et mesurables.

En premier lieu nous verrons dans quelle mesure les données de télédétection peuvent être utilisées pour l'évaluation de la qualité de vie en milieu urbain. Deuxièmement, la seule source de télédétection ne pouvant pas couvrir tous les aspects de qualité de vie urbaine, d'autres sources de données devront être utilisées. Nous avons établi une liste des critères de sélection en nous basant sur les recherches antérieures (André et Bitondo, 2001; Zoro, 2001; Stronach, 2004). Au niveau théorique, les indicateurs doivent :

- être cartographiables (pouvoir être indiqués sur la carte) ;
- pouvoir être extraits à partir des images satellites (directement ou indirectement) ;
- varier à l'échelle de la municipalité ;
- être simples, faciles à interpréter et à communiquer ;
- illustrer des tendances à long terme ;
- être sensibles aux changements des facteurs affectant la qualité de vie ;
- avoir des assises théoriques et être conformes aux normes faisant consensus parmi les experts.

Au niveau pratique, ils doivent :

- présenter une grande disponibilité ou entraîner de faibles coûts d'acquisition
- jouir d'une reconnaissance de leur qualité et être appuyés par une bonne documentation

- et faire l'objet de mises à jour périodiques selon des intervalles spatiaux et temporels.

Ces critères seront utilisés dans la démarche méthodologique de sélection des indicateurs pour la présente étude. Suite à leur extraction à partir des images, des cartes ou des données statistiques, chacun des indicateurs sera cartographié. La zone d'étude sera alors fragmentée en secteurs homogènes (appelés des unités spatiales). Ces dernières devront être suffisamment petites et homogènes pour illustrer les variations réelles sur le terrain sans trop généraliser l'information. Comme l'unité administrative urbaine du Viêt-Nam, le quartier, est le niveau administratif le plus petit dans les bases de données cartographiques du pays, nous pouvons l'utiliser comme l'unité spatiale des indicateurs.

2.2.3. Pondération des indicateurs

Cette étape vise à déterminer le poids de chaque indicateur dans l'évaluation de la qualité de vie. Comme la qualité de vie est un aspect multidimensionnel, nous avons plusieurs indicateurs à pondérer. Il existe plusieurs méthodes de pondération, que nous pouvons diviser en deux groupes.

Le premier groupe comprend des méthodes basées sur l'avis d'experts ou des gens concernés dans le projet de recherche pour juger le poids des indicateurs (Noter que les sources citées sont des travaux récents utilisant ces méthodes en télédétection plutôt que les sources originales où elles ont été définies). Nous pouvons nommer quatre méthodes, soit la méthode de rang (*ranking method*) (utilisée par Stathopoulou et Cartalis (2006), la méthode de proportion (*rating method*), la méthode de compromis (*trade-off method*) et la méthode de comparaison en paire (*pairwise comparison method*) (utilisée par Mendé et Motizuki (2001) et Zoro (2001)). Les avantages et inconvénients de chaque méthode sont discutés par Malczewski (1999). Bien que simples, les deux premières méthodes ne s'appuient pas sur une théorie de base et ne sont pas très précises. Quant à la troisième méthode, elle arrive à une

précision moyenne mais elle est plus difficile à effectuer que la quatrième. Les applications empiriques ont montré que la méthode de comparaison en paire est la plus efficace pour prendre des décisions spatiales dans une approche par SIG (Malczewski, 1999). La méthode de comparaison en paire comprend trois phases principales :

- Créer la matrice de comparaison, en comparant deux à deux les indicateurs selon une échelle d'importance et en assignant une valeur d'importance pour chacun des deux indicateurs,
- Calculer le poids des indicateurs à partir de la matrice de comparaison,
- Estimer le rapport de consistance, c'est-à-dire calculer un indice de consistance de ce test à partir des poids calculés à l'étape précédente. Selon Malczewski (1999) si cet indice est inférieur à 0, la comparaison est acceptable.

L'avantage de cette méthode est qu'elle reflète l'opinion des gens sur l'importance des indicateurs. Elle est cependant rigide et demande des enquêtes laborieuses surtout quand il y a un grand nombre d'indicateurs à considérer.

Le deuxième groupe de méthodes de pondération se compose de méthodes statistiques, soit l'analyse en facteurs communs (AFC), l'analyse en composantes principales (ACP) et la régression multiple. La plupart des applications de télédétection en évaluation de la qualité de vie utilisent les deux premières méthodes (Lo et Faber, 1997; Pacione, 2003; Sénécal *et al.*, 2005; Li et Weng, 2007). Les deux méthodes sont parfois confondues ou mal utilisées en sciences sociales (Park, Dailey, et Lemus 2002). Le point commun entre les deux méthodes est qu'elles réduisent la quantité de données en calculant les « facteurs » ou les « composants » qui résument et expliquent la variabilité des données d'origine. La différence entre elles est soulignée par leur but et la méthode de calcul. L'AFC cherche à trouver une structure latente des facteurs sous-jacents qui influencent les variables, qui peut être appuyée par une base théorique. L'ACP a pour but de réduire les variables en plus petit nombre des facteurs non corrélés, autrement dit pour résumer le plus d'information possible avec le moins de facteurs

possible. Quant à la méthode de calcul, l'AFC est basée sur la variance commune ou la variance partagée entre une variable et les autres tandis que l'ACP est basée sur la variance totale calculée à partir de la matrice de corrélation des variables (Vogt 2005).

Quant à la pondération des indicateurs dans les études de qualité de vie mentionnées, l'AFC indique quels sont les indicateurs (sous le nom de « facteurs ») les plus importants en terme du pourcentage de variabilité des données qu'ils expliquent. Le pourcentage est donc considéré comme le poids des indicateurs. La méthode de l'ACP regroupe de son côté les indicateurs en composantes qui sont aussi appelées facteurs. Autrement dit, chaque facteur est calculé par une équation linéaire des indicateurs où les coefficients sont les pourcentages du facteur dus à chaque indicateur. En regardant les saturations des indicateurs chacun des facteurs, on peut interpréter les facteurs et les associer à des aspects spécifiques de la qualité de vie dans la zone d'étude. Le poids d'un indicateur est définie par la saturation des indicateurs.

Pour la pondération des indicateurs de la qualité de vie, l'AFC semble plus appropriée que l'ACP en produisant les facteurs latents des indicateurs de qualité de vie. Cependant, parmi les recherches utilisant les deux méthodes (Lo and Faber, 1997; Pacione, 2003; Sénécal et al., 2005; Li and Weng, 2007) pour pondérer les indicateurs, nous constatons que seule la recherche de Sénécal et al. (2005) choisit l'AFC. Toutefois, si on veut réduire le nombre d'indicateurs pour des calculs ultérieurs, l'utilisation d'une ACP peut être propice (Ossenkopp et Mazmanian 1985) comme dans la présente étude où nous voulons intégrer les indicateurs dans une régression multiple.

Ces deux méthodes statistiques sont plus rapides à réaliser que ceux du premier groupe. Cependant, elles ne calculent l'importance des indicateurs qu'en se basant sur les données objectives et ne reflètent donc pas forcément l'avis de la population qui habite la zone d'étude, ce qui génère une évaluation de la qualité de vie potentiellement très éloignée des perceptions locales.

La méthode de régression multiple, quant à elle, modélise la relation entre les indicateurs (appelés variables indépendantes) et un index global de qualité de vie (appelé variable dépendante) en déterminant le poids des indicateurs. Il existe différents types de modèles de régression en fonction du type de variables dépendantes. Ces variables peuvent être regroupées en trois types principaux : continues, binaires et ordinales; auxquels trois types de régression sont associés : linéaire, logistique et ordinal. Pour l'évaluation subjective de la qualité de vie à laquelle nous souhaitons arriver, la variable dépendante de la qualité de vie sera qualitative et ordinale et sera évaluée en termes de niveaux de satisfaction. Par exemple, en considérant la qualité de vie comme un sentiment de satisfaction, la qualité de vie pourrait être évaluée sur une échelle de cinq niveaux : très insatisfait, insatisfait, neutre, satisfait, très satisfait. Le modèle de régression ordinale est donc le plus approprié pour ce type de variable, commun dans les études de satisfaction (Scott *et al.*, 1997; Chen et Hughes, 2004). C'est un modèle relativement récent (développé dans les années 1980), simple et facile à interpréter (Scott *et al.*, 1997), mais qui n'a jusqu'à maintenant pas été utilisé dans les recherches sur la qualité de vie. Nous proposons donc son extension à la pondération des indicateurs de qualité de vie. De plus amples analyses sur le modèle de régression ordinale se trouvent dans la section de méthodologie.

Une fois obtenu le poids de chaque indicateur, nous pouvons agréger les indicateurs individuels par une règle de décision pour générer un indice global d'évaluation (Mendes et Motizuki, 2001). Nous choisirons la règle nommée combinaison linéaire pondérée (*Weighted Linear Combination*), calculée selon l'équation suivante :

$$S = \sum_i^n P_i z_i \quad (2.1)$$

Où : S : indice global de la QE, P_i : poids attribué à l'indicateur (i), z : valeur standardisée de l'indicateur (i)

2.2.4. Formulation de la méthode d'évaluation de la qualité de vie

La revue de littérature nous mène à proposer une étude sur l'utilisation des images de très haute résolution en évaluation de la qualité de vie. Nous proposerons aussi une nouvelle méthode d'intégration de l'opinion des habitants dans le modèle d'évaluation. Nous posons donc les deux hypothèses suivantes :

- L'image satellite à très haute résolution spatiale (THRS) nous permet de relever de nouvelles informations relatives à la qualité de vie, outre que le couvert végétal et les classes générales du milieu urbain.
- Il est possible d'utiliser les indicateurs objectifs de qualité de vie et d'intégrer l'opinion des gens dans le processus de pondération des indicateurs par la régression ordinale.

Dans la partie suivante, nous allons discuter des défis du traitement de l'image THRS ainsi que des méthodes disponibles dans le domaine.

2.3. Traitement de l'image

2.3.1. Défis de l'extraction de la structure urbaine par télédétection

La classification des images satellite en milieu urbain est un défi car ce milieu est extrêmement hétérogène tant au niveau spectral qu'au niveau spatial. La complexité spatiale se manifeste par la densité des objets se trouvant dans ce milieu. Un objet peut être composé de différents éléments matériels (par exemple une route dont certains tronçons ne sont pas pavés) ou de différentes couleurs (par exemple un toit de maison peint en plusieurs couleurs). Par conséquent, si la taille des pixels de l'image est supérieure à la taille des objets, la valeur spectrale d'un pixel est un mélange des signaux de plusieurs objets ou matériaux. L'extraction d'objets à partir d'images satellites à faible résolution spatiale est donc très limitée.

Au niveau de l'hétérogénéité spectrale, les objets urbains sont composés d'une grande diversité de matériaux naturels et artificiels. La télédétection s'intéresse à l'occupation et la couverture des sols, mais un type d'occupation des sols peut être associé à différents matériaux (par exemple les toits des bâtiments résidentiels peuvent être faits de bois, de tuiles, de tôle, etc). De nouvelles méthodes basées sur la valeur spectrale des pixels ont été proposées pour la classification d'images à résolution faible et moyenne, mais leurs résultats sont limités. Par exemple, les méthodes non-paramétriques ont été proposées pour traiter les images ASTER, dont les bandes visibles et proche-infrarouge sont à 15m de résolution spatiale, et TM/ETM+, à 30m de résolution (Jianwen et Bagan, 2002; Zhu et Blumberg, 2002). Ces méthodes suggèrent que l'image ASTER est appropriée pour distinguer les rues, les routes et les bâtiments. Par contre, elles génèrent toujours certaines confusions dans les zones non bâties (ex : plans d'eau et sols nus) et leur classification n'apporte pas de détails quant aux différents types d'utilisation des sols urbains. L'image ETM+, quant à elle, donne de mauvais résultats de classification.

Une autre approche basée sur les pixels qui est utilisée pour la classification d'images à faible ou moyenne résolution spatiale est le démixage. Cette approche assume que le spectre d'un pixel est la combinaison d'un nombre limité de signatures prototypes (appelés « *pure endmembers* » ou « *endmembers* ») qui diffèrent spectralement. Cette analyse produit une série d'images de fraction pour chaque signature prototype. Chaque image de fraction est une estimation sub-pixel de l'abondance relative d'une signature prototype ainsi que la distribution spatiale de cette signature prototype. Plusieurs types de signature prototype sont étudiés pour le démixage de l'image TM/ETM+ (Wu, 2004; Song, 2005; Weng et Lu, 2008), comme l'ombre, la végétation non-photosynthétique, la végétation verte, la surface imperméable et le sol. Les méthodes de démixage sont efficaces pour certains types d'objets urbains, comme la végétation et les quartiers résidentiels. Mais elles ont de nombreuses limitations et doivent être améliorées et combinées à de bonnes bases de données spectrales (Weng et Lu, 2008). Par exemple, il est difficile d'utiliser ces méthodes pour distinguer des quartiers de différentes densités. En plus, elles ne peuvent pas faire la distinction entre deux types d'utilisation du sol (ex : un quartier résidentiel et un campus universitaire).

À cause des défis majeurs posés dans le milieu urbain, la communauté de télédétection urbaine oriente sa recherche sur l'extraction d'objets urbains vers les nouveaux capteurs d'images à très haute résolution spatiale ou spectrale. Dans le cadre de la présente étude, nous nous intéressons à l'utilisation de l'image à très haute résolution spatiale (THRS). Cette nouvelle génération d'image a des avantages certains pour l'extraction d'objets urbains mais elle exige aussi une approche de traitement de l'image adaptée.

2.3.2. Image à très haute résolution et une nouvelle approche de traitement

Nous pouvons distinguer les images à THRS de types radar (satellites et aéroporté) et les images optiques. Les capteurs optiques aéroportés, qui ont une résolution spatiale au centimètre, sont aussi appelés capteurs à ultra-résolution (Ehlers, 2008). Quant aux capteurs optiques satellites, leur lancement en orbite à partir de 1999 nous a permis d'obtenir une grande variété d'images commerciales, telles que Quickbird, IKONOS, OrbView, EROS, SPOT (voir tableau 2.2).

Tableau 2.2. Caractéristiques des capteurs optiques satellite à THRS

Entreprise	Space Imaging		Digital Globe		Orbimage	
Capteur	IKONOS II (lancé 1999)		Quickbird 2 (lancé 2001)		Orb View 3 (lancé 2003)	
Résolution Spatiale	Pan 1 m	mult- ispectrale 4 m	Pan 0,61 m ; 0,7 m	mult-ispectrale 2,44 m	Pan 1 m	mult-ispectrale 4 m
Résolution Spectrale (nm)	525-929	445-516 506-595 632-698 767-853	450-900	450-520 520-600 630-690 760-900	450-900	450-520 520-600 630-690 760-900
Échelle	1 : 5 000 – 1 : 25 000					
Fauchée	11 km		16,5 km		8 km	

Tableau 2.2. (suite)

Entreprise	Imagesat	National Space Organization Taiwan		Indian Space Rsearch Organization	
Capteur	EROS A1 (lancé 2001)	Formosat-2 (lancé 2004)		Cartosat-1 (lancé 2005)	
Résolution Spatiale	Pan 1,8 m	Pan 2 m	mult-ispectrale 8 m	Pan 1 m	mult-ispectrale 4 m
Résolution Spectrale (nm)	500-900	450-900	450-520 520-600 630-690 760-900	450-900	450-520 520-600 630-690 760-900
Échelle	1 : 5 000 – 1 : 25 000	1 : 12 000 – 1 : 30 000			
Fauchée	13,5 km	24 km		25 km	

Tableau 2.2. (suite)

Entreprise	CNES	Digital Globe	
Capteur	SPOT-5 (lancé 2002)	World View-1 (lancé 2007)	
Résolution Spatiale	Pan 2,5 m ; 5 m	mult-ispectrale 10 m	Pan 0,5 m ; 0,59 m
Résolution Spectrale (nm)	480-710	500-590 610-680 780-890 1580-1750	450-900
Échelle	1 : 20 000 – 1 : 50 000	1 : 5 000 – 1 : 25 000	
Fauchée	60 km	17,6 km	

(Modifié et ajouté de Ehlers, 2008, p.359-360)

La résolution spatiale de ces images varie de 0,61m à 5m pour les bandes panchromatiques, et de 2,4 à 10 m pour les bandes spectrales. Le rapport entre la résolution spatiale d'une bande panchromatique à bandes multi-spectrales varie de 1 : 2 à 1 : 8. Ces images sont appropriées pour des applications à une échelle cartographique de 1 : 5 000 à 1 : 25 000. Ceci correspond à la résolution recommandée par la littérature, c'est-à-dire 5m (Herold *et al.*, 2008). Avec d'autres avantages comme la fréquence de visite, le rapport de prix et de surface couverte et la dynamique de l'image, cette nouvelle génération d'images devient une bonne alternative aux photographies aériennes pour l'extraction de l'information géographique du milieu urbain (Sebari, 2008).

Quant aux résolutions spectrales des capteurs, elles sont semblables. Elles comprennent les bandes visibles et proche-infrarouge (de 450 à 900 nm) à l'exception du SPOT-5 dont la résolution spectrale est de 500-1750 nm. La largeur des bandes spectrales varie de 70 nm à 140 nm. Les caractéristiques spectrales des capteurs THRS actuels sont insuffisantes pour la cartographie du milieu urbain, contrairement aux données spectrales du spectromètre AVIRIS (Herold *et al.*, 2003). Ces auteurs recommandent donc de remplacer les quatre bandes spectrales (des capteurs comme IKONOS) par cinq bandes, se trouvant dans la région spectrale du visible et du proche-infrarouge, avec une moins grande largeur de bandes. L'ajout de bandes SWIR (*shortwave infrared*) est aussi recommandé. La complexité du milieu urbain pose donc encore une grande difficulté pour les images à THRS à cause de leur résolution spectrale limitée.

Dans ce domaine, certains travaux ont adopté l'analyse d'image par pixel mais les résultats obtenus par ces approches présentent des ambiguïtés de classification (Platt et Rapoza, 2008; Sebari, 2008). Un test avec 224 bandes d'AVIRIS d'une largeur de 10 nm révèle que la classification basée sur pixels n'est pas capable de séparer les types d'occupation des sols urbaines (Herold *et al.*, 2003). Cela confirme que l'information spectrale à elle seule est insuffisante pour discriminer ces objets (Guindon, 1997). C'est la raison pour laquelle la plupart de travaux de classification de l'image à THRS sont basés sur la création d'objets d'image, une méthode communément appelée l'approche orientée objets.

2.3.3. Méthodes d'analyse de l'image orientée objets

Le premier travail portant sur la classification par objet visait à l'adaptation d'une méthode appelée ECHO à la télédétection (Kettig et Landgrebe 1976). L'ECHO est l'abréviation du terme anglais désignant l'extraction et de la classification des objets homogènes (*Extraction and Classification of Homogenous Objects*). Ces auteurs supposent que dans les cas où la

taille de l'objet est plus grande que la taille des pixels, la classification basée sur les statistiques des pixels indépendants peut être faussée. En utilisant deux images MSS de Landsat, ils démontrent que la classification appliquée sur une segmentation des images donne un meilleur résultat que la méthode basée sur les pixels (Kettig et Landgrebe, 1976). Depuis, cette approche s'est développée rapidement et elle est maintenant devenue une nouvelle discipline appelée *Object Based Image Analysis* (OBIA) ou *Geographic Object Based Image Analysis* (GeoBIA) (Hay et Castilla, 2006).

La méthode orientée objets diffère de la méthode basée sur les pixels par le type de cible traitée. Dans la deuxième approche, les pixels sont la cible du traitement. Cette méthode est basée sur des statistiques tirées des valeurs spectrales des pixels, notamment leur couleur et leur texture, afin de les classer en catégories. Elle est appliquée en classification des images à résolution faible ou moyenne.

Quant à l'approche orientée objets, des groupes de pixels adjacents de propriétés spectrales et spatiales similaires, qui sont appelés objets images ou segments constituent la cible du traitement. Cette approche comprend donc deux étapes principales : la création des objets images, qui est appelée segmentation, et leur classification (Steinwendner *et al.*, 2001; Jensen, 2005).

La segmentation vise à créer des zones individuelles définies en termes d'homogénéité spectrale, texturale et spatiale (la simplicité géométrique du contour des segments) ou selon des catégories thématiques spécifiques à l'étude. Ces segments sont considérés comme des objets totalement indépendants. Le résultat final de l'analyse de l'image dépend grandement de la qualité de la segmentation. Il existe deux groupes de méthodes de segmentation, soit les méthodes par région, qui se basent sur l'homogénéité des pixels adjacents, et par contour, qui détectent les changements brusques de textures ou de couleurs. Le résultat final de l'analyse de l'image dépend grandement de la qualité de la segmentation (Cheng, Jiang, et Wang 2001; Yu Jin Zhang 2006).

Une fois les objets définis, la classification vise à les regrouper à l'aide d'attributs spectraux (ex : moyenne des niveaux de gris de l'objet), spatiaux (ex : taille de l'objet, critère de forme), structuraux (relation spatiale entre les objets) ou d'autres variables géographiques (ex : altitude, pente, ou densité de population). Le choix, la combinaison et les seuils des critères de classification peuvent être réalisés de façon automatique ou être basés sur les connaissances et le jugement du chercheur.

Cette démarche d'analyse de l'image (figure 2.1) est réalisée de manière à simuler l'interprétation visuelle de l'humain (Steinwendner *et al.*, 2001; Baatz *et al.*, 2004).

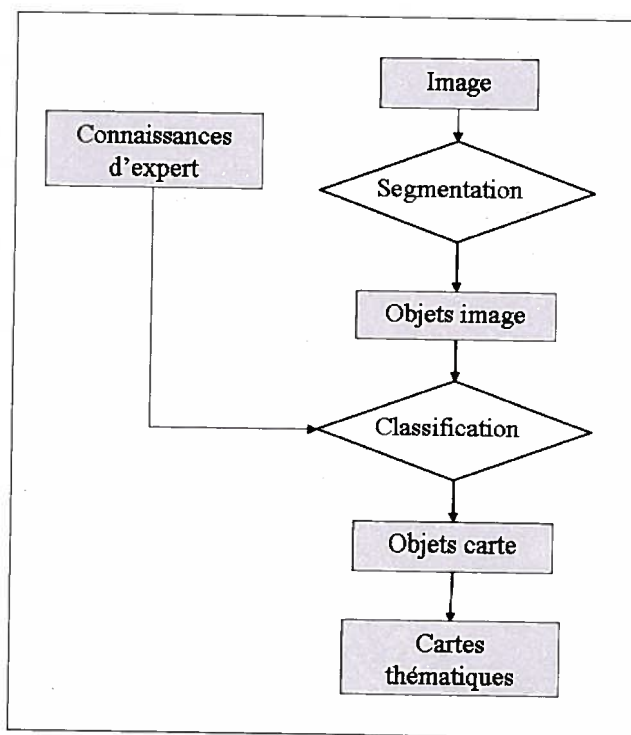


Figure 2.1. Modèle conceptuel de l'approche orientée objets

Modifié de Steinwendner *et al.* (2001, p.340)

L'approche orientée objets est utilisée pour identifier plusieurs types d'objets urbains, notamment avec les images de THRS. Elle génère beaucoup d'intérêt chez les scientifiques travaillant sur l'amélioration de la précision de chacune de deux étapes (la segmentation et la classification), plus précisément sur l'incorporation des caractéristiques spectrales et spatiales des objets et du contexte environnant (Jensen, 2005). Toutefois les algorithmes et méthodes sont complexes et leur utilisation est limitée dans les applications.

Il existe un seul logiciel commercial pour l'approche orientée objets, qui a été lancé en 2003. Il s'appelait originalement eCognition et a récemment été renommé Definiens. Malgré le grand nombre de travaux réalisés avec ce logiciel, les auteurs constatent que l'approche nécessite l'introduction d'un certain nombre de paramètres et que le manque de transparence des algorithmes utilisés rend nécessaire des tests et études plus poussés pour trouver les paramètres optimaux de segmentation (Flanders *et al.*, 2003; Hay et Castilla, 2006; Platt et Rapoza, 2008; Sebari, 2008). Il est donc nécessaire de discuter des avantages et inconvénients de ce logiciel. Nous voulions adopter ce logiciel pour le traitement de l'image. Afin de justifier le choix du logiciel, nous présentons une revue des méthodes de segmentation et des classifications de l'approche orientée objets.

2.3.4. Revue des méthodes de segmentation

Au cours des 40 années, environ 4300 algorithmes de segmentation ont été développés et il existe différentes façons de classer ces algorithmes en catégories (Yu Jin Zhang, 2006). En général, les revues des méthodes de segmentations s'accordent pour les diviser en quatre groupes principaux : traitement par pixel, détection des régions, détection des contours (ou arêtes) et méthodes hybrides (Bonn et Rochon 1992; Cheng, Jiang, et Wang 2001; Yu Jin Zhang 2006; Sebari 2008).

A) Traitement par pixel : ce groupe est parfois classé dans le groupe de détection des régions (par exemple par Bonn et Rochon, 1992). Le traitement est basé sur la valeur des pixels pour définir les régions homogènes. Le seuillage d'histogramme et l'analyse de groupement sont les techniques de segmentation par pixel les plus communes. Bien qu'elles soient simples, ces

techniques sont sensibles aux bruits des images, comme dans le cas des images satellites. Elles sont donc souvent combinées avec dans d'autres types de segmentation (Yu Jin Zhang 2006).

B) Détection des régions : ce groupe dispose de deux types de méthodes.

Les méthodes du type « conjonctif » cherchent à séparer l'image en pixels germés et ensuite à regrouper les pixels adjacents pour former des régions homogènes. Trois sous-groupes se dégagent de cette méthode en fonction de la manière dont sont formées les régions : 1) le chaînage, dont la formation des régions est basée sur la distance entre les pixels dans l'espace des mesures; 2) la propagation ou croissance de région, dont la formation des régions est réalisée selon des critères pré-définis selon l'analyste en employant les informations de couleur, de texture ou de forme (l'algorithme de Definiens appartient à ce sous-groupe); 3) l'agrégation, qui combine la recherche des pics de l'histogramme et la propagation ou le chaînage.

Les méthodes de type « disjonctif » intègrent d'abord l'étape de division de l'image entière en régions, jusqu'à ce qu'un critère d'homogénéité soit respecté ou selon des seuils définis pour différents modes (chaque mode correspond à une propriété physique des objets). Ensuite, ces régions sont fusionnées pour se rapprocher des formes des objets de la réalité.

L'avantage de la segmentation par détection des régions est qu'elle utilise les informations spectrales et spatiales à la fois. Toutefois, il n'est pas évident d'identifier les critères d'homogénéité pour diviser et fusionner les régions (Yu Jin Zhang 2006; Sebari 2008).

C) Détection des contours : Cette technique est basée sur le fait que la variation des niveaux de gris des pixels est plus forte autour d'une arête (discontinuités au niveau de la couleur, la texture ou des niveaux de gris (Sonka, Hlavac, et Boyle 1999). Elle vise à rehausser l'image pour détecter les arêtes et à rechercher les pixels au tour des arêtes en tenant compte des variations de contrastes. La morphologie mathématique, notamment la transformation de bassin versant (*watershed* en anglais) ou l'extraction de la squelette (Sonka, Hlavac, et Boyle 1999; Q. Zhang et Couloigner 2006), appartient à ce groupe de méthodes.

D) La méthode hybride (ou coopérative) de deux méthodes précédentes se basent sur les lignes de contour pour faciliter le classement et utilisent l'intensité des pixels pour affiner les lignes de contour des objets à séparer (Bonn et Rochon 1992). Plusieurs travaux de recherche confirment que les méthodes hybrides réussissent bien car elles prennent mieux en compte des caractéristiques de l'image (Sebari 2008).

2.3.5. Revue des méthodes de classification

Une fois les régions créées, nous les séparons en classes. Indépendamment des approches orientée objets ou de celles basées sur le traitement de pixels, les méthodes de classification peuvent être regroupées en deux groupes : les méthodes dirigées et les méthodes non dirigées (Jensen 2005; Richards et Jia 2006). Dans chaque groupe de méthodes, nous constatons de plus en plus l'intégration des techniques avancées, notamment la logique floue et le réseau neuronal (Kulkarni 2001), dans les procédures de classification adaptées aux images de très haute résolution (Sebari, 2008).

Avec les méthodes de classification non dirigées, les types d'occupation des sols à identifier sur l'image ne sont pas connus a priori, soit parce que l'analyste manque d'information de référence sur la zone d'étude soit parce que les types sont difficilement définis (Jensen, 2005). La classification non dirigée est basée sur la technique de regroupement. Cette dernière recherche les groupes de pixels qui sont similaires au niveau spectral tout en utilisant des critères statistiques. L'analyste doit ensuite renommer les groupes de pixels et les combiner pour créer des classes d'occupation des sols selon ses connaissances (Jensen, 2005; Richards and Jia, 2006). Les méthodes les plus communes sont appelées « K-moyennes » et « ISODATA » (Jensen, 2005) tandis que l'une des méthodes avancées est le regroupement de C-moyennes par la logique floue (Kulkarni, 2001).

Avec les méthodes dirigées, les types d'occupation des sols sont connus et identifiés a priori selon les connaissances de l'analyste sur la zone d'étude (par des visites de terrain ou des sources d'information comme la photographie aérienne). Ces méthodes exigent donc des sites d'entraînement pour chaque type d'occupation des sols. Nous pouvons les diviser en méthodes

paramétriques et méthodes non paramétriques. Les méthodes paramétriques sont basées sur l'hypothèse que les données ont une distribution normale. La technique la plus connue de ce groupe est le maximum de vraisemblance. Les méthodes non paramétriques, au contraire, n'utilisent pas d'hypothèse sur la distribution des données. De nombreuses méthodes ont été développées comme la distance minimale, le plus proche voisin, la base de règles, le réseau neuronal et l'arbre de décision (Jensen, 2005; Sebari, 2008).

Le logiciel en question, Definiens, dispose de deux méthodes de classification, à savoir le plus proche voisin et la base de règles (Baatz et al., 2004). La méthode du plus proche voisin calcule, dans l'espace des attributs, la distance euclidienne entre le pixel/objet à classer et les pixel/objet d'entraînement des classes (déterminées *a priori*). Le pixel/objet appartiendrait à la classe qui est la plus proche de lui en termes de distance euclidienne. Cette approche est simple et donne une vue globale et rapide de la distribution des classes de l'image. Cependant, il n'est recommandé d'utiliser cette approche que quand la classe peut être distinguée par un ou peu d'attributs (Baatz et al., 2004).

La classification par la base de règles utilise les règles de décision qui sont créées à partir des connaissances de l'analyste. Une règle est souvent écrite sous forme de « Si (condition) alors (action) » (Jensen, 2005). La définition d'une classe peut exiger plusieurs règles. La réponse d'une règle est donnée avec un degré qui indique le taux d'appartenance d'un pixel/objet à une classe. Le degré peut être défini par un seuil fixe ou par une fonction d'appartenance selon laquelle le degré varie entre 0 et 1. Cela vient du fait qu'en réalité les pixels/objets peuvent appartenir à quelques classes avec des degrés différents. Le logiciel Definiens offre la possibilité d'utiliser des fonctions d'appartenance (Baatz et al., 2004) qui se concentrent essentiellement autour de « la logique floue ».

2.3.4. La classification orientée objets par Definiens

Le type d'approche orientée objets proposée par Definiens se compose de cinq étapes : la segmentation, l'établissement de hiérarchie de classes, l'établissement de règles d'attributs, la classification et la validation (Figure 2.2).

Definiens était le logiciel le plus élaboré et le plus couramment utilisé pour l'analyse d'images basée sur l'approche orientée-objet. Pour la segmentation, ce logiciel utilise la méthode classique de l'algorithme de croissance de région. À la fois rapide et générique, cette méthode présente aussi l'avantage d'être facilement automatisée. Elle possède cependant certains inconvénients liés notamment dans l'identification des critères de division et de fusion des régions. Toutefois, le fait que l'algorithme de Definiens soit intégré dans un logiciel opérationnel a conduit les chercheurs à privilégier son utilisation dans l'approche orientée objet, leur évitant ainsi les étapes de programmation et de développement d'un algorithme de segmentation.

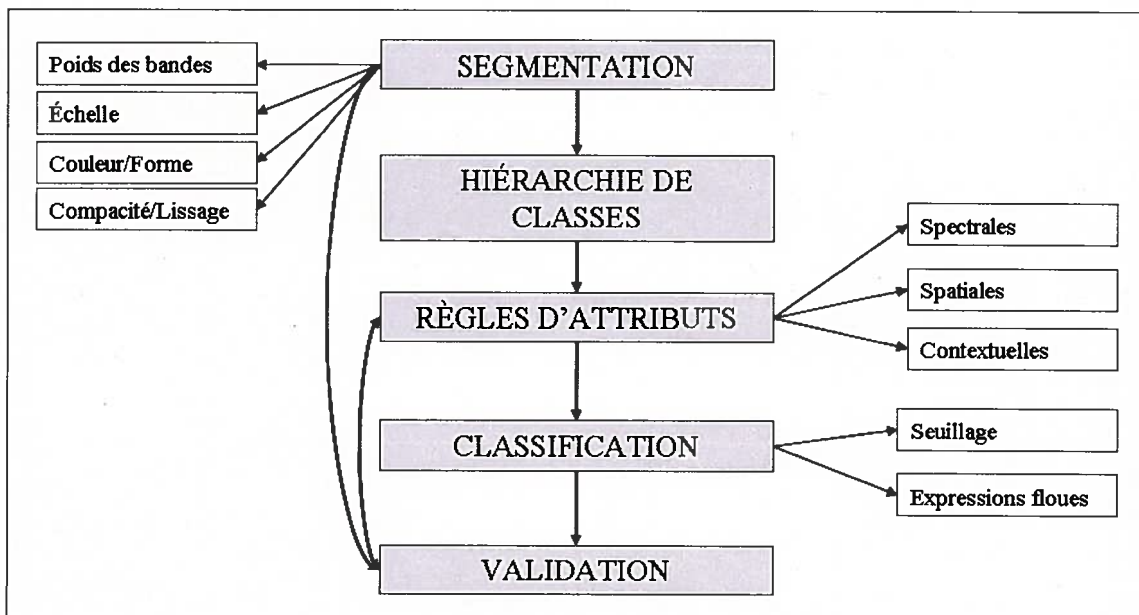


Figure 2.2. Procédure et paramètres d'extraction des classes par Definiens

Le logiciel dispose d'avantages supplémentaires comme par exemple la hiérarchie des classes qui permet d'établir la relation entre les classes. La relation peut être verticale (classe-mère et fille) ou horizontale (différentes classes-filles). Les classes facilement identifiables appartiennent aux niveaux plus hauts dans la hiérarchie et elles y sont souvent nommées les

classes-mères. En revanche, les classes difficilement identifiables exigent plus de règles de classification et elles se trouvent dans les niveaux plus bas de la hiérarchie. Cette façon de définir la relation entre les classes facilite le transfert des règles entre les classes-mères et les classes-filles. De plus, une fois que la hiérarchie est définie, elle peut être utilisée dans d'autres travaux similaires portant sur l'extraction des objets à partir d'une image (Kux et Araújo 2008).

Il est à noter que ce logiciel a reçu certaines critiques concernant l'exigence de l'intégration de plusieurs paramètres lors de l'étape de segmentation, sans que l'interaction entre les paramètres soit documentée (Flanders et al., 2003; Hay and Castilla, 2006; Platt and Rapoza, 2008). Les travaux précédents utilisant Definiens ont du choisir les valeurs optimales de paramètres par essai-erreur et de manière à la fois intuitive et subjective. Il ressort de ces travaux qu'il est nécessaire de développer une démarche de test de la segmentation pour minimiser la subjectivité dans le choix des valeurs des paramètres. Dans les sections suivantes, nous allons discuter sur les travaux de recherche utilisant Definiens pour l'extraction des objets par l'approche orientée objets.

2.3.4.1. Segmentation

La première étape consiste en une segmentation de l'image, qui résulte en des groupes de pixels se basant sur leurs propriétés spectrales et de forme. La segmentation par Definiens commence par le niveau spatial le plus bas, c'est-à-dire que les objets de départ sont les pixels se trouvant sur l'image. Les pixels sont ensuite regroupés par plusieurs paramètres qui garantissent que l'hétérogénéité spectrale et spatiale du groupe est minimale (Benz *et al.*, 2004). Lors de la fusion de deux objets en un groupe, l'hétérogénéité f du nouvel objet (appelé groupe dans les équations suivantes) est calculée comme suit :

$$f = w_{couleur} \cdot \Delta h_{couleur} + w_{forme} \cdot \Delta h_{forme} \quad (2.2)$$

Où $w_{couleur}$ et w_{forme} sont le poids des propriétés spectrales et de la forme. Ils sont définis par l'utilisateur. Leur somme est égale à 1. Le poids de couleur est privilégié quand l'objet à extraire a une réponse spectrale distincte, par exemple : les plans d'eau et les groupes d'arbres (Flanders *et al.*, 2003; Laliberte *et al.*, 2004; Lang *et al.*, 2006).

$\Delta h_{couleur}$ est calculé pour une bande c ayant le poids w_c , comme dans l'équation suivante :

$$\Delta h_{couleur} = \sum_c w_c (n_{groupe} \cdot \sigma_{c,groupe} - (n_{obj1} \cdot \sigma_{c,obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_{c,obj2})) \quad (2.3)$$

Où n est le nombre de pixels contenus dans un groupe ou un objet et σ est l'écart-type de la valeur spectrale c du groupe et des objets. Le poids w_c est défini par l'utilisateur. Définis accepte des bandes matricielles et vectorielles. Les bandes matricielles peuvent être les bandes spectrales d'origine de l'image ou d'autres cartes auxiliaires aidant à mieux segmenter : par exemple, l'indice NDVI ou le modèle numérique de terrain sont souvent ajoutés (Sugumaran et Voss, 2007).

Δh_{forme} est calculé :

$$\Delta h_{forme} = w_{compt} \cdot \Delta h_{compt} + w_{liss} \cdot \Delta h_{liss} \quad (2.4)$$

Où les poids w_{compt} et w_{liss} sont définis par l'utilisateur. Le poids de compacité est privilégié quand l'objet à extraire a une forme compacte, par exemple un rectangle (Flanders *et al.*, 2003). Δh_{compt} est l'hétérogénéité de compacité qui est calculée par la longueur l du contour de l'objet :

$$\Delta h_{compt} = n_{groupe} \cdot \frac{l_{groupe}}{\sqrt{n_{groupe}}} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}}) \quad (2.5)$$

Δh_{liss} est l'hétérogénéité de lissage qui est calculée par le ratio de la longueur l du contour de l'objet sur la longueur b du rectangle entourant l'objet, comme suit :

$$\Delta h_{liss} = n_{groupe} \cdot \frac{l_{groupe}}{\sqrt{b_{groupe}}} - \left(n_{obj1} \frac{l_{obj1}}{\sqrt{b_{obj1}}} + n_{obj2} \frac{l_{obj2}}{\sqrt{b_{obj2}}} \right) \quad (2.6)$$

Les algorithmes de segmentation de Definiens minimisent l'hétérogénéité calculée par les équations ci-dessus jusqu'à ce que le nouvel objet ait la taille désirée. La taille désirée est définie par l'utilisateur grâce au paramètre d'échelle.

La segmentation réalisée par Definiens exige donc six paramètres que l'utilisateur doit définir, comme : le poids de bande (w_c), le facteur de couleur ($w_{couleur}$), le facteur de forme (w_{forme}), le facteur de compacité (w_{compt}), le facteur de lissage (w_{liss}) et l'échelle. Cependant, les algorithmes ainsi que l'effet d'interactions des paramètres ne sont pas documentés dans le guide du logiciel. Cet inconvénient de Definiens est démontré par des recherches appliquées (Flanders *et al.*, 2003). Les auteurs des travaux antérieurs déplorent souvent le manque de détails sur les paramètres utilisés par les autres chercheurs pour leur segmentation (Caprioli et Tarantino, 2003; Flanders *et al.*, 2003; Sugumaran et Voss, 2007), mais tendent à donner eux-mêmes un minimum de paramètres. Heureusement, certaines études proposent des valeurs de paramètres déjà établies auxquelles nous pouvons nous référer en réalisant les tests de fiabilité. Un résumé des paramètres de la segmentation est donné dans la tableau 2.3.

Tableau 2.3. Études utilisant Definiens (en ordre chronologique)

Milieu et image	Segmentation	Objets à extraire
Péri-urbain, Quickbird, (Caprioli et Tarantino, 2003)	Non disponible	Routes Édifices
Forestier ETM+ de Landsat (Flanders <i>et al.</i> , 2003)	Échelle = 25 ou 200 Couleur = 0,8 Compact = 0,9	Zones de coupage forestier Eau Forêts Terrain dénudé
Prairie aride et semi-aride ;	Échelle = 3 et 250	Arbuste

Quickbird (Laliberte <i>et al.</i> , 2004)	Couleur = 0,8 Compact = 0,2 et 0,5	Pâturage
Ikonos ; Urbain (Taubenböck <i>et al.</i> , 2006)	Non disponible	Zones résidentielles très denses Zones résidentielles denses Zones résidentielles clairsemées Espace ouvert
Urbain ; Quickbird (Lang <i>et al.</i> , 2006)	Échelle = 10, 65 et 300 Couleur = 0,9 Compact = 0,9, 0,8 et 0,5	Eau Groupes d'arbres Pelouse Pâturage
Urbain Quickbird + hyperspectral + LIDAR (Sugumaran et Voss, 2007)	Bandes : LIDAR Les autres : Non disponible	Différents espèces d'arbres
Rural Ikonos (Platt et Rapoza, 2008)	Échelle = 50 Couleur = 0,7 Compact = 0,5	Eau Forêt Pelouse Zones résidentielles
Urbain, Quickbird (Puissant <i>et al.</i> , 2006)	Non disponible	Arbres Pelouse Bâtiments Routes Sol nu

Nous constatons que même dans les études montrant les paramètres optimaux pour leurs segmentations, il existe un manque d'explications quantitatives sur le choix de ces paramètres. Il est donc nécessaire de réaliser des tests empiriques pour arriver à trouver des paramètres optimaux (Hay et Castilla, 2006; Platt et Rapoza, 2008; Sebari, 2008) de manière systématique et convaincante.

2.3.4.2. Hiérarchie des classes

La segmentation réalisée à différentes échelles peut être reliée par une hiérarchie définie par l'utilisateur. En analyse d'image numérique, la *hiérarchie image* ou la *pyramide image* est une combinaison d'analyses à différentes échelles (par exemple, différentes échelles de segmentation de l'image). Elle permet de se concentrer seulement sur les zones d'intérêt en commençant l'analyse avec une segmentation à résolution grossière, puis en utilisant une segmentation plus fine sur les zones de l'image correspondant à des critères prédéfinis. Cette méthode économise le temps et le coût de traitement de l'image (Kropatsch *et al.*, 2001).

Une hiérarchie est caractérisée premièrement par sa structure qui représente la relation verticale et horizontale des cellules (figure 2.3). Elle est également caractérisée par le contenu de chaque cellule et le traitement réalisé sur chaque cellule. Dans le cas de l'approche orientée objets, les cellules correspondent aux objets créés par la segmentation et le traitement correspond à la classification.

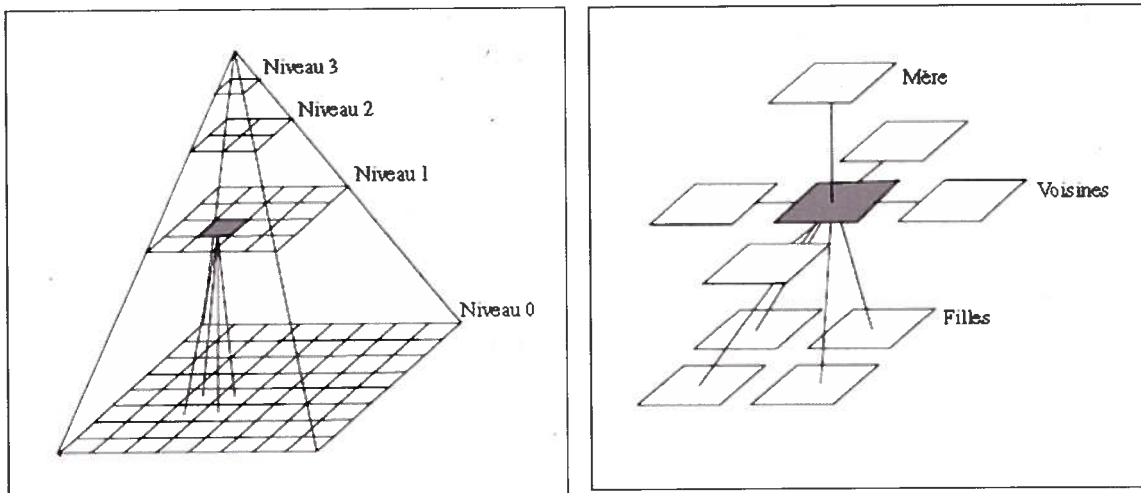


Figure 2.3. La relation verticale et horizontale des cellules
(Modifié de Kropatsch *et al.* (2001, p.201))

Dans Definiens, la hiérarchie image peut être utilisée dans deux étapes du processus de traitement, soit la segmentation multi-échelle et l'établissement de classes. Lors de l'établissement des classes, il faut définir les classes elles-mêmes ainsi que les relations verticales et horizontales entre les classes. Les classes sont définies par des propriétés qui sont appelées attributs dans le langage de Definiens. Pour simplifier le travail, la hiérarchie des classes peut permettre aux classes filles d'hériter des propriétés de leur classe mère. Cela mène au fait que dans la plupart des études citées qui portent sur le traitement de l'image avec Definiens, les auteurs recommandent d'utiliser la hiérarchie.

2.3.4.3. Établissement de règles d'attributs et classification

La classification est réalisée par l'approche du plus proche voisin ou par une fonction d'appartenance définie par l'utilisateur (Baatz *et al.*, 2004). L'approche du plus proche voisin exige que l'utilisateur choisisse des zones d'entraînement. Le programme calcule ensuite les caractéristiques de ces zones pour définir des classes d'intérêt. Cette approche est simple et elle donne une vue globale rapide sur la distribution des classes de l'image. Dans les premières années suivant le lancement du logiciel, l'approche du plus proche voisin était utilisée dans la plupart des travaux de recherche en classification orientée objets. Cependant, il n'est recommandé d'utiliser cette approche que dans le cas où la classe peut être distinguée par un ou peu d'attributs (Baatz *et al.*, 2004). Dans une étude récente, Platt et Rapoza (2008) montrent que son exactitude est nettement inférieure à celle produite par l'approche d'appartenance (61% et 71%, respectivement).

L'approche d'appartenance utilise une fonction indiquant la probabilité que l'objet appartienne à une classe en se basant sur les attributs de l'objet. L'application de la fonction résulte donc en un taux d'appartenance de l'objet à chaque classe. Il existe plusieurs types de fonctions disponibles dans le logiciel, que nous allons mentionner dans la section 2.3.4.4. Le type de

fonction ainsi que les attributs de la fonction sont choisies par l'utilisateur. Cette approche exige une bonne connaissance de la zone d'étude par l'utilisateur et est donc appelé méthode basée sur l'expertise.

Il y a trois groupes d'attributs d'objets que nous pouvons utiliser (Baatz *et al.*, 2004):

- Les attributs intrinsèques (couleurs, formes, textures, etc.),
- Les attributs topologiques (position par rapport à d'autres objets),
- Les attributs contextuels (objet défini par son environnement, exemple : selon les connaissances de l'analyste sur la zone d'étude, un espace ouvert entouré d'arbres sera défini comme une cour de récréation).

Dans les règles de classification pour la végétation, l'indice NDVI est utilisé en combinaison avec les bandes rouge et proche-infrarouge (Stow *et al.*, 2008) et avec la texture (Kux et Araújo, 2006; Lang *et al.*, 2006) afin d'identifier la classe de pelouse, ou avec les données d'altitude afin de classifier des espèces d'arbres (Sugumaran et Voss, 2007). Pour classifier d'autres objets ayant une forme particulière comme des zones de découpage forestier, Flanders *et al.* (2003) utilisent les attributs de niveaux de gris en les combinant avec un attribut de forme et un autre de nature contextuelle.

Pour constituer des classes contenant plusieurs catégories d'objets ou des classes définies en termes socio-économiques (par exemples, les zones d'habitation spontanées ou officielles), le nombre d'attributs utilisés doit être augmenté. Pour classifier sept types d'utilisation des sols, Platt et Rapoza (2008) emploient des attributs de texture (l'homogénéité), de forme (la similarité par rapport à un rectangle) et de contexte (les types de cooccurrence entre les classes, ex : la classe résidentielle se trouve souvent à côté de la classe de pelouse). Pour classifier des zones de logements spontanés, plusieurs attributs de forme (comme la superficie, l'asymétrie) et de contexte (le pourcentage de végétation les entourant) sont employés (Hofmann *et al.*, 2006). Comme il est possible de mesurer la forme, la relation topologique

ainsi que le contexte des objets, la classification du milieu urbain par un grand nombre d'attributs dans le logiciel Definiens nous permet en principe d'atteindre une bonne exactitude.

2.3.4.4. Classificateurs par fonction d'appartenance

Dans l'approche de classification basée sur l'expertise, les attributs identifiés comme importants pour la classification sont ensuite utilisés pour établir des fonctions d'appartenance (aussi appelées règles d'attributs). La définition de chaque classe requiert une ou plusieurs fonctions. La probabilité d'appartenance, autrement dit le taux d'appartenance, de l'objet à une classe peut être décidée par un seuil fixé ou par une équation basée sur la logique floue (Batz *et al.*, 2004). Par exemple, comme nous observons que la classe « plan d'eau » est caractérisée par la moyenne de réponse spectrale de la bande 4 de l'image Quickbird, nous pouvons établir une règle stipulant qu'un objet ayant une valeur moyenne de réponse spectrale inférieure à 20 pour la bande 4 appartient à la classe « plan d'eau ». La valeur 20 est un seuil fixé par l'utilisateur.

Toutefois, la séparation des classes n'est pas facile à cause de nombreux problèmes comme le bruit se trouvant sur l'image ou la définition ambiguë des types d'occupation des sols (Benz *et al.*, 2004). L'appartenance de l'objet à une classe n'est pas toujours certaine à 100% et donc le taux d'appartenance peut varier de 0 à 1. Pour résoudre ce problème, des classificateurs mous (basés sur la logique floue) sont proposés. Definiens offre une liste d'équations qui calculent le taux d'appartenance en fonction de la valeur d'attributs d'objets. L'utilisateur choisit une équation pour chaque attribut et chaque classe. Definiens calcule ensuite les taux d'appartenance de l'objet et assigne l'objet dans la classe correspondant au taux le plus élevé. Les travaux d'expérimentation sur les classificateurs flous du logiciel Definiens sont encore embryonnaires. Des tests sur la classification des images THRS par Definiens sont nécessaires (et seront proposés aux chapitres 3 et 4).

2.3.5. Formulation de la méthode de traitement d'image

Vu que l'approche orientée objets est prometteuse pour la classification de l'image THRS en milieu urbain, nous voulons déterminer les paramètres optimaux du logiciel Definiens pour l'extraction des classes servant à l'évaluation de la qualité de vie. L'objectif du traitement est d'extraire à partir de l'image des classes de végétation urbaine, de plans d'eau, de réseau routier et de bâtiments résidentiels. Pour atteindre cet objectif, nous proposons de réaliser des tests de segmentation de manière empirique et de chercher des attributs et des fonctions d'appartenance propres aux classes de la zone d'étude.

Notre étude se concentre seulement sur deux aspects de la notion de qualité de vie urbaine, qui sont représentées par neuf indicateurs. La télédétection dans ce contexte est considérée comme une source potentielle d'information pour calculer certains indicateurs. Le traitement de l'image par l'approche orientée objets est réalisé par le logiciel Definiens.

3. Méthodologie et données

Dans ce chapitre nous allons expliquer la démarche expérimentale de l'étude, dont l'illustration est donnée dans la figure 3.1. La première partie de la démarche vise à déterminer les indicateurs pertinents pour l'évaluation de la qualité de vie. Elle présente aussi les sources de données à partir desquelles nous allons calculer les indicateurs, soient les sources de télédétection et cartographiques.

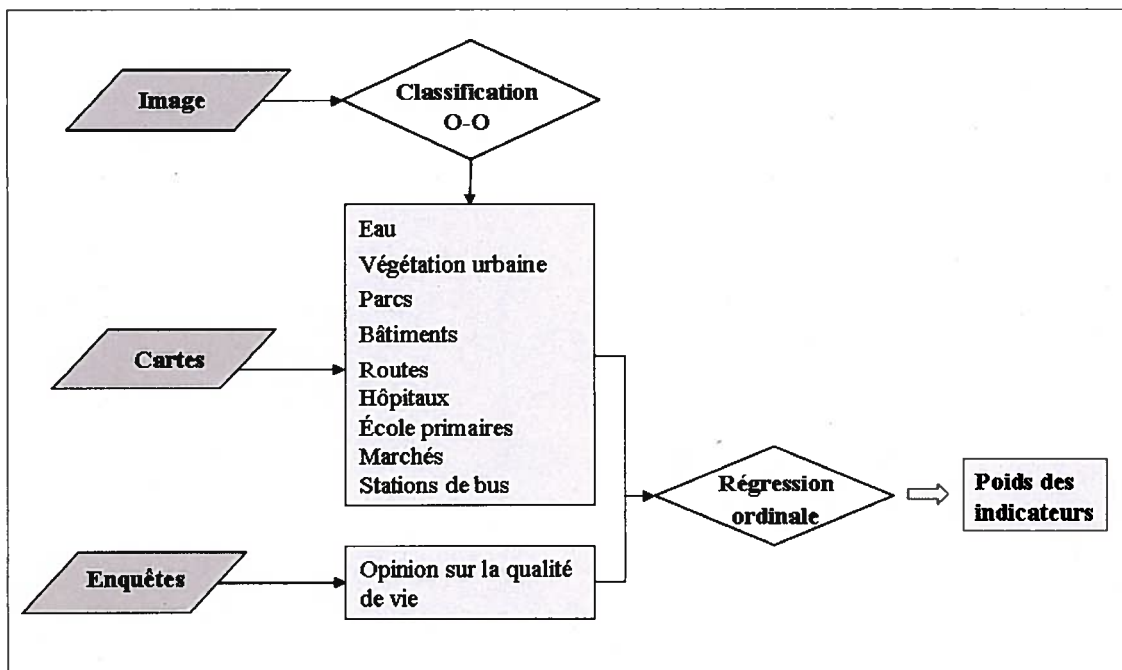


Figure 3.1. Démarche conceptuelle du travail de recherche

Dans la deuxième partie du chapitre, nous allons expliquer l'approche orientée objets appliquée sur l'image, plus précisément les tests empiriques afin de quantifier les paramètres optimaux pour la segmentation. Nous allons ensuite calculer les indicateurs et les utiliser dans

les tests de régression ordinale. Dans la dernière partie, nous allons présenter les tests de régressions ordinales réalisées pour en arriver à estimer le poids des indicateurs.

3.1. Choix des indicateurs

Le choix des indicateurs a été basé sur les critères de sélection que nous avons mentionnés dans la section 2.2.2. Parmi ces critères nous mettons l'accent sur les deux suivants :

- jouir d'une reconnaissance théorique et être conformes aux normes faisant consensus parmi les experts;
- avoir des données disponibles ou entraîner de faibles coûts d'acquisition.

Pour répondre au premier critère, nous avons identifié des aspects importants de la qualité de vie. Comme mentionné dans la revue de littérature, notre approche d'évaluation de la qualité de vie se trouve dans le domaine de l'écologie humaine et de l'urbanisme. Les modèles conceptuels de qualité de vie proposés dans ces domaines mettent l'accent sur trois facteurs : l'environnement physique, la société (ou la communauté) et la perception individuelle. L'environnement physique est modifié par des politiques et des activités humaines issues de la société qui y vit et cela se manifeste dans l'organisation spatiale de la ville. Par conséquent, l'organisation spatiale des activités et les modes d'utilisation du sol influent sur la qualité de vie de chacun. Nous voulons donc étudier les modes d'utilisation du sol pour déterminer des indicateurs de qualité de vie.

D'après les travaux antérieurs, deux des aspects les plus importants de la qualité de vie urbaine ayant un impact sur l'organisation spatiale sont les services urbains et l'aménité. Les services urbains, qui comprennent la densité et la diversité des services essentiels pour la vie quotidienne des habitants urbains, sont parfois nommés *commodité*. Le deuxième, l'aménité,

concerne la nature, l'espace de vie, les facilités de récréations extérieures et le potentiel piétonnier.

De nombreux travaux de recherche empiriques se sont penchés sur ces deux aspects. Cette vision de la qualité de vie se trouve aussi dans un projet gouvernemental vietnamien effectué sur la zone d'étude (HAIDEP, 2005). Le projet coopératif de l'Agence japonaise de coopération internationale et du gouvernement vietnamien, appelé dorénavant HAIDEP, a été réalisé en 2005 auprès des habitants de l'ensemble de la ville de Hanoi pour en apprendre plus sur leurs conditions de vie. Le projet HAIDEP a évalué le niveau de satisfaction des habitants pour 19 indicateurs de qualité de vie. Les 19 indicateurs (tableau 3.1.) sont divisés en quatre groupes : sécurité, santé, commodité et aménité. Les réponses ont été codées sur une échelle de cinq niveaux de satisfaction variant de 5 (très satisfait) à 1 (très insatisfait). Les répondants étaient catégorisés par quartier, le niveau administratif le plus bas du découpage administratif vietnamien. Les agents de HAIDEP ont ensuite additionné toutes les réponses pour constituer un indicateur de niveau de satisfaction traitant tous les sous-indicateurs comme ayant le même poids. Les sous-indicateurs et le niveau de satisfaction ont été représentés sur les cartes à partir desquelles les données utilisées pour notre projet ont été extraites.

Tableau 3.1. Indicateurs utilisés par HAIDEP

Indicateurs des conditions de vie		Indicateurs des conditions de vie	
Sécurité	Distribution des accidents de la route	Commodité	Accessibilité aux stations de bus
	Sécurité locale		Densité des routes
	Espace de vie		Distance des hôpitaux
	Vulnérabilité aux inondations		Accessibilité aux marchés
	Capacité de réponse aux urgences		Densité des écoles primaires
Santé	Présence d'eau courante	Aménité	Densité des zones industrielles
	Présence de toilettes		Densité des zones d'aménités urbaines

	Service de collecte d'ordures solides		Espace de vie
	Densité des véhicules		Densité de verdure urbaine
	Densité des facilités culturelles		Densité des plans d'eau

Les résultats du HAIDEP sont basés sur des indicateurs qui sont considérés cruciaux par la population de Hanoi d'après les experts locaux. Ils sont également une bonne source de base sur la satisfaction de la population face à leurs conditions de vie. Toutefois, les cartes de satisfaction produites par le projet HAIDEP n'illustrent pas l'environnement physique (l'organisation spatiale) des tissus urbains de la ville. Deuxièmement la zone d'étude retenue pour le présent projet étant relativement homogène, seuls deux ou trois niveaux de satisfaction par indicateur sont représentés sur chacune des cartes. Pour ces raisons, les résultats de HAIDEP sont assez subjectifs et ont certaines limites lorsqu'on se concentre sur une zone précise de la ville. Une étude objective basée sur les techniques de télédétection peut donc nous donner une vision plus approfondie et plus systématique d'un district en particulier.

Nous avons choisi les indicateurs utilisés pour cette étude en essayant de ne pas trop nous éloigner des critères déjà discutés dans la littérature et sélectionnés par le projet HAIDEP. Ceci nous permettra de comparer les résultats plus aisément. Nous avons choisi deux groupes d'indicateurs, la commodité et l'aménité, pour lesquels nous pouvons obtenir des données fiables par télédétection. Les critères spécifiques composant chacun de ces deux groupes d'indicateurs sont les suivants. La commodité contient cinq indicateurs : la distance aux stations de bus, la densité de routes, la distance aux hôpitaux, la distance aux marchés et la distance aux écoles primaires. L'aménité consiste en quatre indicateurs : la distance aux parcs, l'espace de vie (dorénavant appelé espace résidentiel), la densité de verdure urbaine et la distance aux zones d'eau. La description de chaque indicateur et sa méthode de calcul seront abordées dans la section 3.6. Avant d'y arriver, nous devons décrire les données et expliquer les méthodes de traitements de l'image. Mais comme le nom de l'indicateur « espace de vie » n'est pas évident à saisir, nous donnons une courte définition de l'indicateur comme suit :

l'indicateur de l'espace de vie consiste en la surface résidentielle divisée par le nombre d'habitants du quartier.

3.2. Données acquises

3.2.1. Données satellites et les pré-traitements

Nous avons utilisé une image Quickbird de la ville de Hanoi acquise le 5 novembre 2002. L'image est constituée de quatre bandes spectrales: bleu (0,45-0,52 μm), vert (0,52-0,60 μm), rouge (0,63-0,69 μm) et proche infrarouge (0,76-0,90 μm) fusionnées avec une bande panchromatique. Les autres caractéristiques de cette image sont résumées dans le tableau 3.2.

Tableau 3.2. Caractéristiques du capteur de l'image Quickbird

Altitude	450 kilomètres
Inclination	97.2 degré
Heure d'acquisition	10:30 am
Type d'orbite	Héliosynchrone

3.2.1.1. Correction géométrique

L'image Quickbird a reçu une correction géométrique par DigitalGlobe. Pour la mettre dans la même référence géographique que les données cartographiques, j'ai effectué une deuxième correction géométrique avec la carte du réseau routier (1:15 000).

La correction a été réalisée avec l'aide du module ortho-engine (du logiciel PCI). Nous avons utilisé la transformation polynomiale. La projection de la zone d'étude est celle de WGS 84 (dans la zone 48 du nord). Comme la zone d'étude est relativement plate, les décalages entre la carte et l'image sont minimes.

3.2.1.2. Fusion

La résolution spatiale de l'image fusionnée est proche de 0,7m. La fusion a été effectuée par le fournisseur d'images, DigitalGlobe. La méthode de fusion utilisée est *DigitalGlobe transformation kernel* basée sur l'algorithme proposé par Zhang (2002). Cet algorithme a été développé pour réduire la distorsion spectrale sur l'image résultante comparativement aux méthodes de fusion développées pour les images XS ou d'IRS, comme telles que l'analyse des composantes principales ou l'Intensité-Hue-Saturation. La distorsion spectrale est due au fait que la bande panchromatique de l'image Quickbird (et aussi IKONOS, Landsat 7) comprend l'infra-rouge tandis que la bande panchromatique des images de SPOT ou d'IRS ne le possède pas. L'algorithme de fusion de Zhang (2002) propose de faire une approximation des niveaux de gris entre les pixels multi-spectraux et les pixels panchromatiques grâce à des outils statistiques, ce qui a été reconnu comme un moyen efficace pour les images ETM+ de Landsat ou IKONOS et Quickbird (Yun Zhang 2002).

Nous n'avons pas obtenu plus de détails sur cet algorithme à cause des droits d'auteur du DigitalGlobe (DigitalGlobe 2009). Mais les résultats de Zhang (2002) montrent que les couleurs sont bien conservées sur l'image fusionnée. C'est pour cette raison que nous croyons que le calcul des indices de couleur n'est pas beaucoup influencé par la fusion.

3.2.1.3. Phénomène d'ombre sur l'image

L'image Quickbird utilisée a été prise selon un angle de visée de 8° . L'importance du phénomène d'ombre sur l'image varie en fonction des facteurs suivants : 1) la hauteur de bâtiments dans la zone d'étude; 2) l'élévation du soleil (l'illustration donnée dans la figure 3.2 montre que l'ombre est plus important quand le soleil est bas); 3) l'angle de visée du satellite (l'illustration donnée dans la figure 3.3. montre l'influence de l'angle du satellite sur la portion de l'ombre observée), 4) la latitude de la zone d'étude (Massalabi 2006).

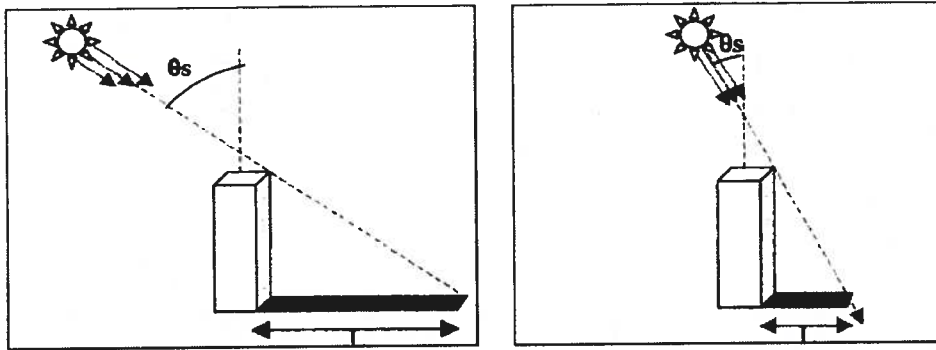


Figure 3.2. Variation de longueur de l'ombre en fonction de l'élévation du soleil
(tiré de Massalabi, 2006)

θ_s : élévation du soleil exprimé comme angle entre le soleil et le zénith.
L: longueur de l'ombre projetée

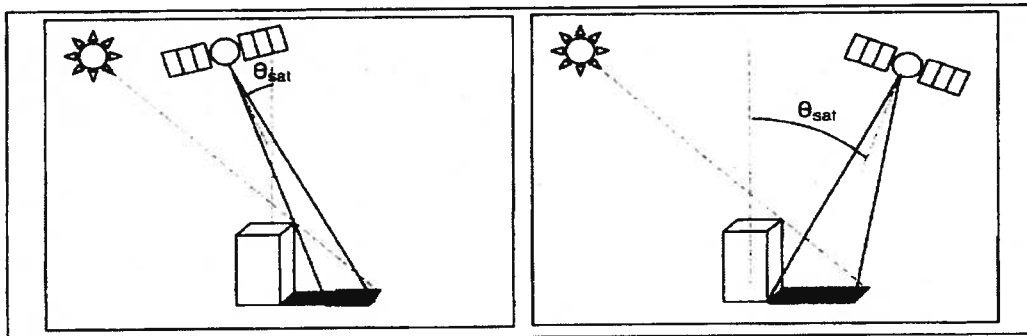


Figure 3.3. Portion de l'ombre observée par le satellite
(tiré de Massalabi, 2006)

θ_{sat} : élévation du capteur exprimée par l'angle formé entre le capteur et le zénith.

Dans le cas de notre image Quickbird, le satellite est du même côté que le soleil. Selon les figures 3.3 et 3.4, la longueur de l'ombre est donc estimée en fonction de la hauteur (H) de l'objet et de l'élévation du soleil (θ_s) et du satellite (θ_{sat}) :

$$L = H * \tan(\theta_s)$$

Afin de calculer la longueur de l'ombre, nous déterminons l'élévation du soleil en utilisant les informations relatives à la position du soleil lors de l'acquisition de l'image (tableau 1) d'après l'équation suivante :

$$\cos(\theta_s) = \sin(\delta) * \cos(\phi) + \cos(\delta) * \cos(\phi) * \cos(\omega)$$

Où δ est la déclinaison du soleil, ϕ est la latitude (positive dans l'hémisphère nord) et ω est l'angle horaire.

Tableau 3.3. Position du soleil lors de l'acquisition de l'image

Date	5 novembre 2002
Latitude ϕ (degré)	21,02
Longitude (degré)	105,87
Déclinaison δ (degré)	-15,61
Angle horaire ω degré)	-18,39

L'élévation du soleil (θ_s) est donc de 44° .

Sur la zone d'étude, il y a seulement quatre bâtiments de 20 à 25 étages. La longueur d'ombre maximale d'un bâtiment de 25 étages (chaque étage étant de 3m) est :

$$L = 25 * 3 * (\tan(44) - \tan(8))$$

$$L \approx 60(m)$$

Le phénomène d'ombre des quatre plus grands bâtiments sur la zone d'étude est présenté dans la figure 3.4.

Quant aux arbres et aux bâtiments résidentiels, leur hauteur est d'environ de 10m. Leur ombre est estimée comme suit :

$$L = 10 * (\tan(44) - \tan(8))$$

$$L \approx 8(m)$$

L'ombre peut causer des occlusions mais le cas de l'image d'étude ne montre pas des ombres importants.

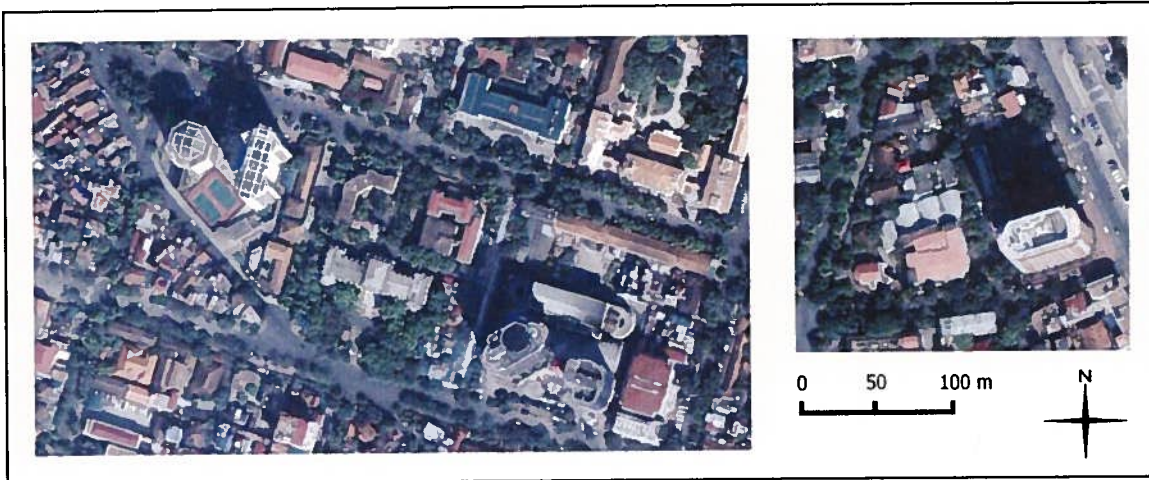


Figure 3.4. Les grands bâtiments et leur ombre sur l'image Quickbird

3.2.2. Données cartographiques

Quant aux données cartographiques, elles proviennent du Centre de recherche VTGEO de l'Institut de géologie (Académie des sciences du Viêt-Nam). Les cartes des stations de bus, des hôpitaux, des marchés et des écoles primaires sont sous forme de point à l'échelle 1 : 15 000e. La carte du réseau routier est sous forme de polygone à l'échelle 1 : 50 000e. Les cartes ont été établies en 2005.

3.2.3. Données d'enquêtes

Afin d'identifier le poids des indicateurs, nous avons utilisé des données issues d'une enquête sur la satisfaction de la population quant à sa qualité de vie du projet HAIDEP (HAIDEP, 2005). Toutefois, comme mentionné plus haut, ces cartes des niveaux de satisfaction de la population de Hanoi ne comprennent que deux ou trois niveaux de satisfaction par indicateur pour la zone que nous avons retenue, ce qui n'est pas suffisant pour réaliser une étude statistique solide. Nous avons donc dû réaliser une enquête plus détaillée auprès de huit experts vietnamiens en urbanisme en supposant que leur avis représente la satisfaction de la

population locale. Ces experts vivent à Hanoi et travaillent à l'Institut d'architecture et de planification rurale et urbaine.

Nous leur avons demandé d'évaluer le niveau des deux groupes d'indicateurs retenus (commodité, aménité) selon leur expertise et leur expérience personnelle. Les experts ont donné une note de 1 à 18 à chacun des 18 quartiers pour les deux groupes d'indicateurs retenus : 1 correspond au « moins satisfaisant » et 18 correspond au « plus satisfaisant ». Notons que les quartiers ont été comparés entre eux, leur note est donc relative. Le tableau 3.4 donne un exemple des réponses données par un expert.

Tableau 3.4. Notes données par un expert pour 18 quartiers

Nom de quartiers	Commodité	Aménité
Cửa Nam	13	12
Trần Hưng Đạo	15	14
Hàng Bài	11	5
Phan Chu Trinh	17	15
Tràng Tiền	18	18
Hàng Bạc	5	10
Lý Thái Tổ	16	16
Hàng Buồm	6	3
Đồng Xuân	9	7
Hàng Đào	12	4
Hàng Mã	10	6
Hàng Bồ	8	8
Cửa Đông	3	13
Hàng Bông	4	11
Hàng Gai	7	9
Hàng Trống	15	17
Phúc Tân	2	2
Chương Dương Độ	1	1

Les réponses des experts pour les 18 quartiers ont ensuite été comparées avec la carte de satisfaction produite par le projet HAIDEP afin de savoir si l'avis des experts correspondait bien à celui de la population.

Les enquêtes ont été réalisées en 2007 tandis que les données satellites et cartographiques ont été acquises et établies en 2002 et 2005. Étant donné que la zone d'étude n'a pas subi de changements majeurs au niveau de ses infrastructures, nous supposons que l'utilisation des données de différentes dates n'a pas d'impact sur les résultats.

3.3. Type d'objets extraits de l'image Quickbird

Avant de procéder au traitement de l'image, nous avons identifié les caractéristiques importantes des quatre classes à extraire : eau, végétation, routes et bâtiments (qui vont être utilisées pour déterminer certains indicateurs de la qualité de vie). Les caractéristiques pertinentes pour l'extraction des objets sont leur couleur, leur texture, leur forme, leur grandeur relative et leur position spatiale par rapport aux autres objets. Ces caractéristiques servent à établir les règles de classification.

A) Classe « eau »

Les surfaces d'eau sont facilement distinguées sur l'image grâce à leur valeur spectrale basse dans toutes les bandes et à leur taille relativement grande (figure 3.5). Nous pouvons utiliser une segmentation basée sur la valeur spectrale et les règles de couleur, de texture et de superficie pour l'extraction des surfaces d'eau.

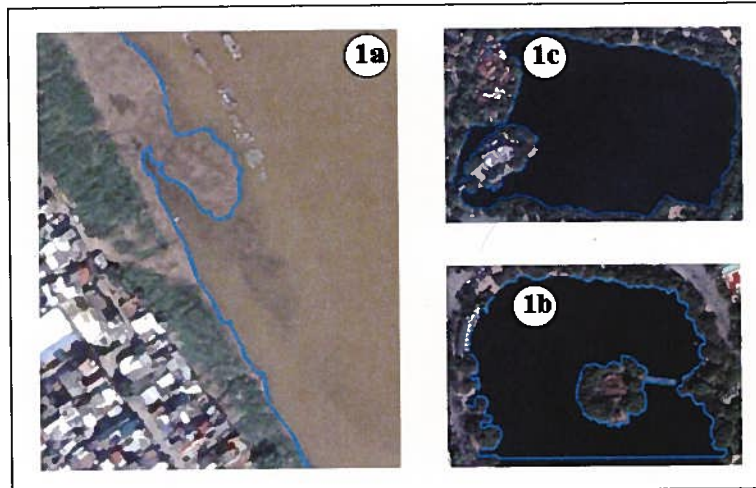


Figure 3.5. Sites de la classe « eau » :
1a) Fleuve rouge, 1b) Lac Hoàn Kiếm, 1c) Lac Ba Mầu

B) Classe « végétation »

Différents types de végétation se trouvent dans la zone d'étude: des zones agricoles, des groupes d'arbres de forme polygonale (les parcs municipaux), des groupes d'arbres ayant une forme allongée (qui se trouvent souvent au bord des rues/sur les trottoirs) et des arbres individuels (exemples donnés dans la figure 3.6). Ces quatre types correspondent à quatre classes de végétation que l'on peut extraire à partir de l'image : agriculture, arbre de parc, arbre de rue et arbre individuel.

Nous verrons dans la section 3.7 que l'utilisation de différentes échelles de segmentation permet une meilleure discrimination des différentes catégories de végétation.

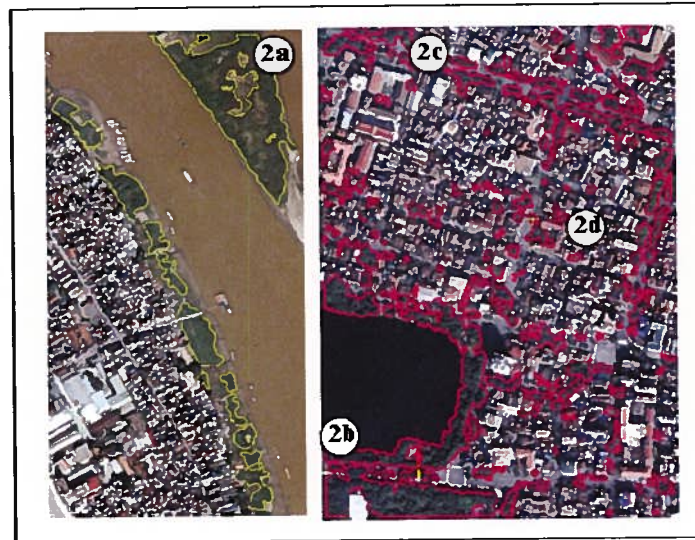


Figure 3.6. Sites de test pour la classe « végétation » : 2a) Agriculture, 2b) Arbres de parc, 2c) Arbre de rues et 2d) Arbres isolés

C) Classe « route »

Le rapport largeur/longueur des rues et routes est le critère géométrique le plus important pour leur détection. La réponse spectrale des rues est aussi importante ; les rues sont principalement grises mais avec plusieurs nuances variant de pâle à foncé à cause des différents matériaux utilisés pour recouvrir la chaussée et/ou leur âge. Les objets se trouvant au bord ou sur les rues, comme les arbres, les toits des maisons et les véhicules ont cependant des réponses spectrales différentes (figure 3.7). Ces variations de couleur et d'ombrages rendent l'extraction des rues difficile, voire parfois impossible.



Figure 3.7. Site de test pour la classe « route »

D) Classe « bâtiments »

Dans la zone d'étude, il y a trois types de bâtiments : maisons, pavillons et tours. Les maisons sont souvent de forme carrée ou rectangulaire, de petite taille (environ 10m de chaque côté) et entassées les unes sur les autres. Elles sont souvent entourées par des rues ou des arbres (figure 3.8). Les pavillons sont de différentes formes et couleurs et ils sont entourés par une zone d'ombre. Les tours sont aussi de différentes couleurs mais ont une grande zone d'ombre et une forme ronde ou polygonale. Les tours et pavillons sont majoritairement occupés par des bureaux et services et doivent donc être exclus de la catégorie des îlots résidentiels. Dans le cadre de cette recherche, nous ne nous intéressons qu'à l'extraction des îlots résidentiels.



Figure 3.8. Site de test pour la classe « îlots de bâtiments »

3.4. Traitement de l'image

Cette section décrit les étapes visant à extraire les objets urbains à partir de l'image Quickbird de la zone étudiée. Elle comprend cinq étapes principales : la segmentation, l'établissement de la hiérarchie de classes, l'établissement de règles de classification, la classification et la validation.

3.4.1. Segmentation

Dans le logiciel Definiens, la segmentation est déterminée par quatre paramètres : le poids des bandes d'image, l'échelle (pour contrôler la taille des objets), le ratio couleur/forme (pour contrôler l'homogénéité spectrales des objets) et le ratio compacité/lissage des objets (pour contrôler le détail du contour des objets). Comme les algorithmes utilisés dans le logiciel ne sont pas transparents et documentés (Flanders *et al.*, 2003), il est nécessaire de faire des tests de façon à trouver les paramètres optimaux (Hay et Castilla, 2006; Jacquina *et al.*, 2008; Platt et Rapoza, 2008; Sebari, 2008). Nous avons dû tester ces paramètres de manière empirique.

Les valeurs testées pour ces paramètres ne sont donc appropriées que pour la zone d'étude, l'image utilisée ainsi que les classes à extraire.

Nous avons d'abord testé les combinaisons de bandes de l'image en les affichant et en retenant les combinaisons pouvant donner une meilleure séparabilité des classes nous intéressant. Nous avons ajouté certaines bandes en plus des bandes spectrales d'origine de l'image. Pour la segmentation des classes de végétation et d'eau, nous avons utilisé une bande de NDVI. Pour la segmentation de la classe de bâtiments, nous avons ajouté une bande raster et une bande vectorielle contenant les classes de végétation et du réseau routier.

Nous avons ensuite choisi l'échelle appropriée pour chacune des classes. Nous avons commencé la segmentation de l'image avec des échelles grossières (par exemple : 500, 200, 100) et sommes ensuite passés à des échelles plus fines (de 50 à 5). À noter qu'au début des tests, les ratios couleur/forme et compacité/lissage des objets ont provisoirement été fixés à 1:0 (couleur seulement) et 0:1 (lissage seulement) puis ils ont ensuite été graduellement variés suivant la méthode décrite à la fin de cette section.

Des exemples de différentes échelles de segmentation sont présentés dans les figures 3.9 et 3.10 (notons que les couleurs des imagerie sont accentuées et/ou pâlies afin de mieux visualiser les segments). Dans la moitié gauche de la figure 3.9, la segmentation à l'échelle 100 donne un grand segment en rouge correspondant à une zone de végétation d'un parc. Par contre, dans la zone résidentielle illustrée à droite, le segment mis en évidence en rouge regroupe plusieurs types d'objets, soit des groupes d'arbres, des maisons, de l'ombre et des surfaces de rue. Cette échelle semble donc être appropriée pour segmenter de polygones de parcs, mais est inadéquate pour des groupes d'arbres au bord des rues.

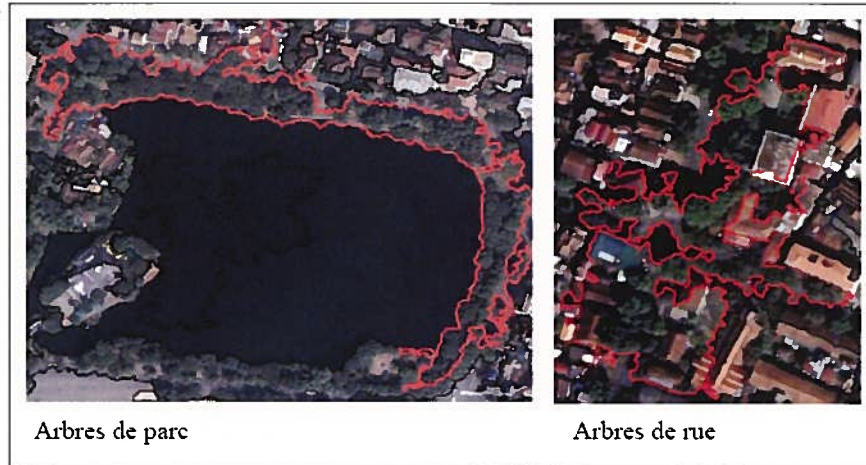


Figure 3.9. Segments produits à l'échelle 100

En ajoutant une segmentation plus fine, nous pouvons isoler des objets dans la zone déjà définie. Une segmentation à l'échelle 25, par exemple, crée des objets de plus petite taille, définis en noir (figure 3.10). La zone résidentielle, à droite, est maintenant divisée en segments distinguant des groupes d'arbres. Par contre, la zone du parc, à gauche, est maintenant sursegmentée. On y trouve plusieurs objets représentant des groupes d'arbres, des ombres et des surfaces bétonnées. Cette échelle n'est donc pas appropriée pour segmenter les zones de parcs.

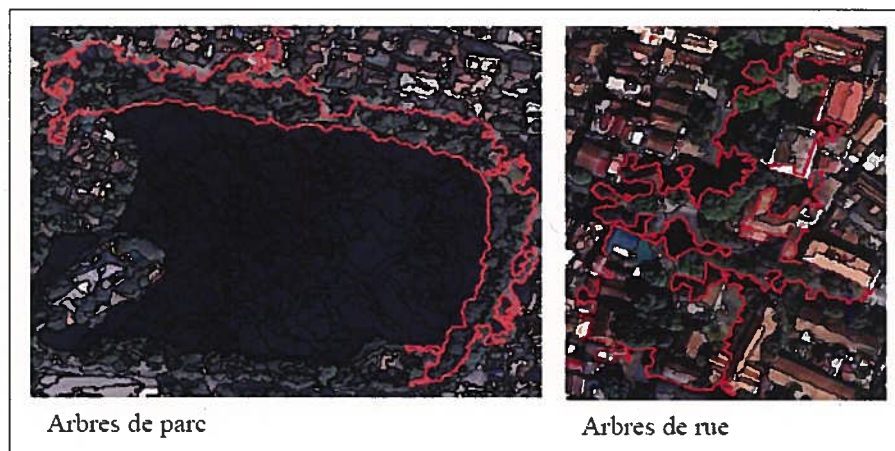


Figure 3.10. Segments produits à l'échelle 25

Pour la classe « route », une séquence de segmentation particulière a été utilisée. Une segmentation à échelle fine (à 35) a d'abord été effectuée, donnant les segments du panneau gauche de la figure 3.11. On voit sur ce panneau que les segments pour les bâtiments entourant la route sont assez satisfaisants, mais que la route est sursegmentée. Une fusion des segments de route est donc effectuée à partir de leur valeur spectrale, tel qu'illustré dans le panneau central. Cependant, la seule utilisation de critères de réponse spectrale est toujours insuffisante et il est donc nécessaire d'opérer une re-segmentation automatique à 50 à partir de la segmentation à 35 fusionnée, donnant la segmentation du panneau de droite. Il est à noter que la route est toujours légèrement sursegmentée, mais que comme ses différents segments appartiennent maintenant tous à la classe « route », cette sursegmentation n'a pas d'effet sur les résultats.

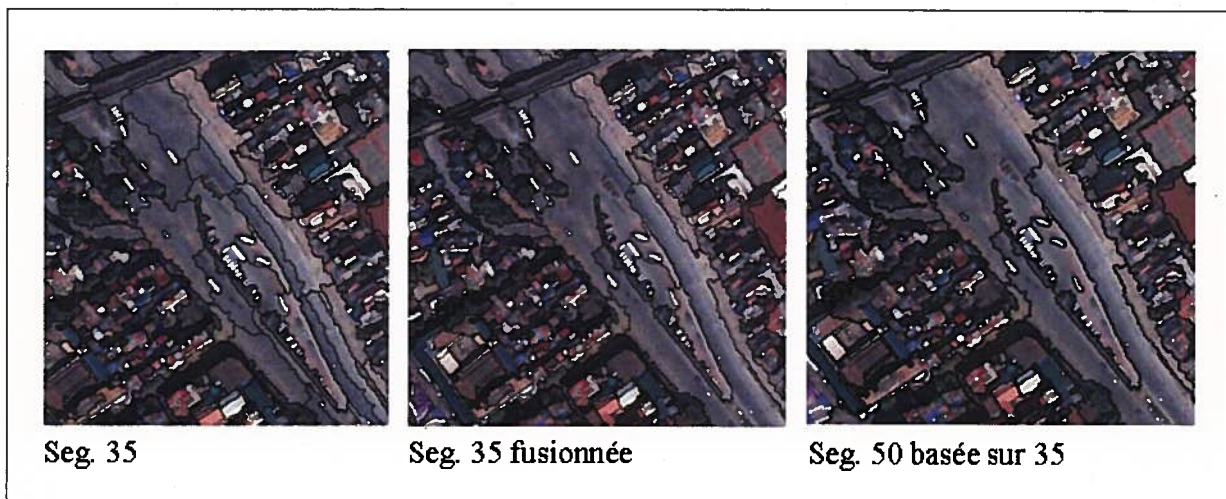


Figure 3.11. Segmentations à deux échelles pour la classe « route »

Une fois l'obtention d'une combinaison de bandes et d'une échelle acceptable pour chaque classe, nous avons dû peaufiner les valeurs optimales pour les ratios couleur/forme et compacité/ lissage. Nous avons testé des valeurs variées pour un ratio en fixant une valeur

pour l'autre. Comme la valeur pour chaque élément des ratios varie de 0 à 1, nous avons réalisé les tests aux intervalles de 0,1. Pour chaque ratio, nous avons appliqué une classification avec des règles simples et procédé à une interprétation visuelle afin d'estimer l'exactitude de la segmentation. Les segmentations ayant la meilleure exactitude ont été retenues et utilisées pour une classification plus élaborée.

3.4.2. Établissement de classes

Après avoir défini les objets, nous les avons classifiés en catégories hiérarchisées. Chaque classe peut contenir un certain nombre de sous-classes (aussi appelé classes filles). Par exemple, la classe mère « eau » contient deux classes filles : « lac » et « fleuve ». Il y a une certaine relation entre la hiérarchie des classes et la hiérarchie des segmentations en termes de l'échelle de segmentation : l'échelle de la classe mère est généralement plus grossière que celle des classes filles. Nous avons donc identifié sur l'image quatre classes mères correspondant aux plans d'eau, à la végétation, aux blocs d'îlots résidentiels et à la seule grande route (les petites routes ont finalement dues être obtenues à partir de cartes routières, tel qu'expliqué plus loin).

La hiérarchie de la classe « végétation » est illustrée dans la figure 3.12. Dans un premier temps, la segmentation à l'échelle 100 nous a servi à classifier la classe « végétation » ainsi que ses trois classes filles, notamment « agriculture 1 », « parc » et « autres 1 ». La classe « agriculture 1 » correspond aux champs de légumes se trouvant sur la dune de sable sur le fleuve. Nous avons ensuite exclu les objets classifiés « agriculture 1 » et « parcs » à partir d'une segmentation à l'échelle 50, puis classifié les autres objets selon les trois classes « agriculture 2 », « arbres de rue » et « autres 2 ». La classe « agriculture 2 » comprend des champs de légumes se situant au bord du fleuve, dont la taille est plus petite que ceux assignés dans la classe « agriculture 1 ». Finalement, une segmentation à l'échelle 25 sur les objets de classe « autres 2 », nous a permis de distinguer la classe « arbres isolés » du reste des objets.

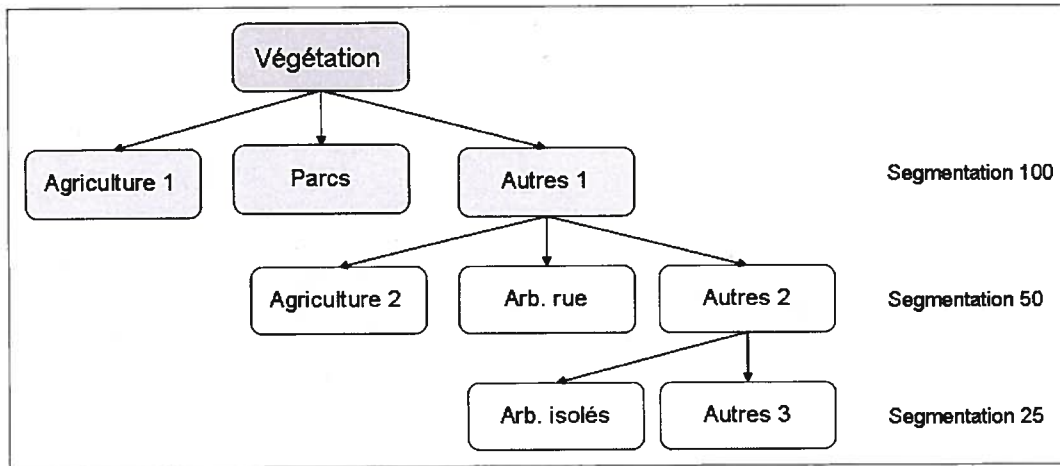


Figure 3.12. La hiérarchie de la classe « végétation »

Les segments assignés à la classe « Autres 3 » sont des objets ayant d'une couleur légèrement verte, mais qui ne contiennent pas la végétation; ils correspondent aux toits des maisons ou aux terrains de tennis. Je les ai donc exclus des classes « végétation ». Comme l'extraction de la végétation a été effectuée de manière séparée, les segments classifiés « autres » ne sont plus considérés dans les classifications par la suite.

Les deux paramètres utilisés pour la segmentation des classes « eau », « routes » et « îlots résidentiels » sont discutés en détail dans le chapitre 4.

3.4.3. Règles d'attribut et classificateurs

Nous avons utilisé dans nos règles de classification trois types d'attributs : spectraux, spatiaux et contextuels (tableau 3.5). Les attributs spectraux se subdivisent en réponse spectrale de l'image et en texture de l'image.

Tableau 3.5. Description des attributs spectraux

Réponse spectrale	Texture	Géométrie	Contexte
Moyenne	Homogénéité	Superficie	Distance à la classe « x »
Brillance	Dissimilarité	Largeur	Existence de la classe « x »
Écart-type	Second moment angulaire	Longueur/largeur	Contour relatif partagé avec la
Contraste	Entropie	Périmètre	classe « x »
NDVI		Courbure	
Coloration		Orientation	
Teinte			

3.4.3.1. Attributs spectraux : la réponse spectrale

Lors de l'établissement des règles de classification, nous avons utilisé les attributs reliés à la réponse spectrale des objets sur l'image Quickbird.

A) Moyenne :

La moyenne C_L est la somme des valeurs C_{Li} de tous les pixels composant l'objet, divisée par le nombre de pixels (n).

$$\bar{C}_L = \frac{1}{n} \sum_i^n C_{Li} \quad (3.1)$$

B) Brillance :

Elle est calculée par la somme des moyennes \bar{C}_i de toutes les bandes divisée par le nombre de bandes n_L .

$$b = \frac{1}{n_L} \sum_i^{n_L} \bar{C}_i \quad (3.2)$$

C) Écart-type :

C'est la somme des écart-type de tous les pixels composant l'objet.

$$\sigma_L = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_i^n (C_{Li} - \bar{C}_L)^2} \quad (3.3)$$

D) Contraste aux voisins :

Cet attribut correspond à la valeur différentielle par rapport à un attribut de deux objets adjacents.

E) NDVI :

L'indice différentiel normalisé de végétation est calculé par l'équation :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad (3.4)$$

Où R et PIR sont la réponse spectrale de la bande rouge et proche-infrarouge, respectivement.

F) Coloration :

L'indice de coloration est souvent utilisé pour classifier les types de sols à partir d'une image satellite car il caractérise des couleurs de sols (Coulibaly et Gwyn, 2005). Il est calculé comme suit :

$$Coloration = \frac{(R - B)}{R} \quad (3.5)$$

Où R et B sont respectivement la réponse spectrale de la bande rouge et bleue.

G) Teinte :

L'indice de teinte caractérise les nuances de couleur (Coulibaly et Gwyn, 2005). Il est calculé comme suit :

$$Teinte = \frac{\tan^{-1}((R.2) - V - B)}{3.0,5.(V - B)} \quad (3.6)$$

Où V, B et R sont respectivement la réponse spectrale de la bande verte, bleue et rouge.

H) Indice de rougeur

Cet indice caractérise aussi les nuances de couleurs des sols (Coulibaly et Gwyn, 2005). Il est calculé par l'équation suivante :

$$Rougeur = \frac{R - V}{R + V} \quad (3.7)$$

L'indice NDVI a été utilisé pour classifier les classes « végétation » et « eau ». Les indices de coloration et de teinte, quant à eux, sont utiles pour distinguer les nuances entre les objets de couleurs similaires, par exemple des objets composant une route ou des toits de maisons.

3.4.3.2. Attributs spectraux : la texture

Un autre type d'attribut spectral que nous exploitons est la texture des objets. La notion de texture est basée sur la matrice de cooccurrence des niveaux de gris (Haralick *et al.*, 1973). Le nombre de colonnes et de lignes de la matrice est égal au nombre de niveaux de gris des pixels (symbolisé par N dans les équations qui suivent). Les valeurs dans la matrice représentent la fréquence ($P_{i,j}$) à laquelle des paires de pixels prédéfinies ayant deux niveaux de gris i et j se retrouvent sur l'image. La matrice de cooccurrence peut être calculée pour quatre directions, soit 0°, 45°, 90° et 135° (Baatz *et al.*, 2004). Plusieurs types de texture sont disponibles, dont quatre ont été utilisées pour la classification des objets, soit l'indice d'homogénéité, de

dissimilarité, de second moment angulaire et d'entropie. Dans notre cas, nous les avons calculées pour les quatre bandes disponibles de l'image Quickbird.

A) Indice de l'homogénéité :

$$\sum_i^N \sum_j^N \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \quad (3.8)$$

Une forte valeur de l'indice d'homogénéité signifie une texture douce et fine, contrairement à celui de la dissimilarité.

B) Indice de dissimilarité :

$$\sum_i^N \sum_j^N P_{i,j} |i-j| \quad (3.9)$$

C) Indice de second moment angulaire :

$$\sum_i^N \sum_j^N P_{i,j}^2 \quad (3.10)$$

D) Indice d'entropie :

$$\sum_i^N \sum_j^N P_{i,j} \cdot (-\ln P_{i,j}) \quad (3.11)$$

L'indice de second moment angulaire mesure l'homogénéité locale et est opposé à l'indice d'entropie. Nous avons utilisé l'indice d'homogénéité pour définir les classes de végétation. Quant aux classes « route » et « îlots de bâtiments » nous avons dû employer l'ensemble des quatre indices texturaux. Les valeurs précises sont une fois de plus détaillées au chapitre 4.

3.4.3.3. Attributs spatiaux : la forme

Comme certains objets ont une forme particulière, les attributs géométriques peuvent être employés dans les règles de classification. Nous avons utilisé de nombreux attributs de ce type dans les règles de classification des classes « arbres de rue », « route » et « îlots de bâtiments ».

A) Superficie

La superficie de l'objet est la résolution spatiale de l'image multipliée par le nombre de pixels qui constituent l'objet.

B) Ratio de la longueur sur la largeur : γ

Le ratio (γ) est calculé par la matrice de covariance des coordonnées (à partir des deux valeurs propres) ou par le rectangle englobant l'objet comme suit :

$$\gamma = \frac{a^2 + ((1-f).b)^2}{A} \quad (3.12)$$

Où a et b sont respectivement la longueur et la largeur du rectangle (voir la figure 3.13), f est le degré de remplissage (de l'objet par le rectangle) et A correspond à la superficie de l'objet divisée par la superficie du rectangle.

C) Largeur : w

La largeur (w) est calculée à partir du ratio γ et A, comme suit :

$$w = \sqrt{\frac{A}{\gamma}} \quad (3.13)$$

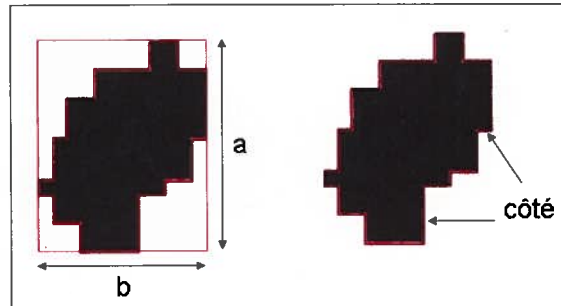


Figure 3.13. Illustration du rectangle englobant et des côtés de l'objet

Modifié de Baatz *et al.* (2004).

D) Périmètre

Le périmètre est la somme des tous les côtés de l'objet (figure 3.10)

E) Courbure

Chaque objet et sous-objet possède un centre. La courbure est la somme des angles qui mesurent le changement de direction (par rapport au sous-objet le plus proche du centre de l'objet) des axes reliant le centre de tous les sous-objets adjacents (figure 3.14).

F) Ratio de courbure/longueur

Ce ratio est calculé en se basant sur la courbure et la longueur. La longueur est la somme des distances entre les centres des sous-objets (figure 3.14).

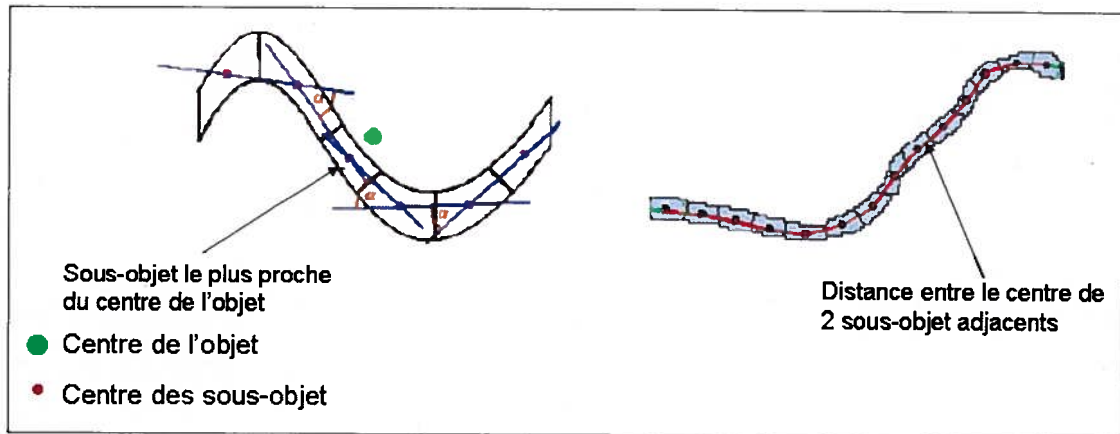


Figure 3.14. Illustration pour calculer la courbure (a) et la longueur (b)

Modifiée de Baatz *et al.* (2004)

G) Orientation (azimutale)

L'orientation de l'objet est l'angle entre le vecteur propre de la matrice de coordonnées et l'axe nord de l'image.

3.4.3.4. Attributs contextuels

Ces attributs se composent de la position ou de la relation de l'objet quant aux objets déjà classifiés. Certains attributs de ce type sont très utiles et ont été employés dans plusieurs règles de classification.

A) Distance par rapport à la classe « x »

Cet attribut correspond à la distance entre l'objet d'intérêt et l'objet le plus proche qui appartient à la classe « x »

B) Existence de la classe « x »

Cet attribut indique s'il y a des objets appartenant à la classe « x » dans un périmètre défini par l'utilisateur. Un indice inversé nous indique l'absence d'objets de classe « x » dans le périmètre défini.

C) Contour relative partagé avec la classe « x »

Cet indice est calculé par le ratio entre la longueur du contour commun (entre l'objet et la classe « x ») et le périmètre de l'objet.

D) Différence par rapport à la classe « x »

Cet attribut nous permet d'inverser les règles d'une classe « x » et les mettre dans la description d'une autre.

E) Relation aux objets de la segmentation mère

Cet attribut nous indique si les objets se trouvant dans une segmentation correspondent aux objets d'une classe particulière dans la segmentation mère. L'attribut est égal à 1 s'il y a concordance. Sinon, il est égal à 0. Cet attribut est utile lorsqu'il faut exclure les objets qui sont déjà identifiés dans la segmentation mère lors de la classification d'une segmentation fille.

3.4.3.5. Classificateurs par fonctions d'appartenance

À partir des règles d'attribut présentées plus haut, nous créons une fonction d'appartenance qui indique le taux d'appartenance d'un objet à une classe. Le taux d'appartenance que nous avons utilisé est défini soit par un seuil fixé ou par une équation basée sur la logique floue. Par exemple, un seuil déterminant le taux d'appartenance pour la classe « arbres isolés » est établi comme suit : le périmètre de l'objet doit être inférieur à 50 m. Si le périmètre est inférieur à 50m, le taux d'appartenance est de 1, c'est-à dire la probabilité qu'en terme de périmètre, cet

objet appartienne à la classe « arbres isolés » est de 100%. Sinon, le taux d'appartenance est de 0 et l'objet n'appartient pas à la classe. Ce seuil est une des conditions que les objets doivent satisfaire pour être classifiés comme « arbres isolés ». Un autre exemple présenté sur la figure 3.15 illustre la fonction d'appartenance créée pour la classe « route ».

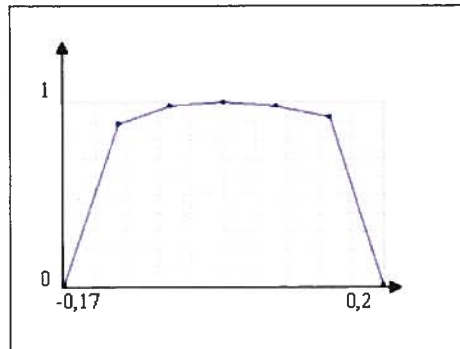


Figure 3.15. Illustration d'une fonction d'appartenance

Selon cette fonction, si la valeur de coloration d'un objet est inférieure à -0,17 ou supérieure à 0,2, le taux d'appartenance de cet objet à la classe « route » est égal à 0. Si cette valeur est de l'ordre de 0,015, le taux atteint 1 (c'est-à-dire que l'objet appartient à la classe « route » à 100%). Le taux varie de 0 à 1 pour les valeurs entre -0,17 et 0,015 et entre 0,015 et 0,2.

3.4.4. Validation

Nous avons effectué la segmentation sur l'image entière mais nous avons seulement procédé à la validation dans les zones pré-sélectionnées (voir la figure 3.16). Les sites ont été choisis en se basant sur la variabilité de taille, de couleur, et de texture. Sur chaque site, nous avons réservé une moitié aux tests des paramètres de segmentation et l'autre moitié à la validation des valeurs des paramètres. C'est pour cette raison que les zones de validation sont présentées dans les mêmes figures que les zones réservées pour l'entraînement. Notons que pour la validation de la végétation du type de parc, nous avons choisi un site qui constitue d'un parc se trouvant au bord d'un lac (site 2).



Fig 3.16. Localisation des sites de validation sur l'image pour les classes «eau » (1), « végétation » (2), « route » (3) et « îlots de bâtiments » (4).

Comme la méthode nous permet de réaliser la classification sur des objets, une validation par région est plus propice qu'une validation par pixel. C'est la raison pour laquelle la plupart des études sur l'approche d'objet utilise ce type de validation (Taubenböck *et al.*, 2006; Platt et Rapoza, 2008; Sebari, 2008). Nous avons effectué une interprétation visuelle de ces zones en nous basant sur la couleur, la forme, la taille et la localisation des objets. Ensuite, nous avons utilisé le logiciel ArcGIS pour comparer notre interprétation visuelle et la classification de

Definiens et pour obtenir une matrice de confusion. À partir de cette matrice, nous avons évalué l'exactitude du producteur (*producer accuracy*) et de l'utilisateur (*user accuracy*), ainsi que l'exactitude moyenne.

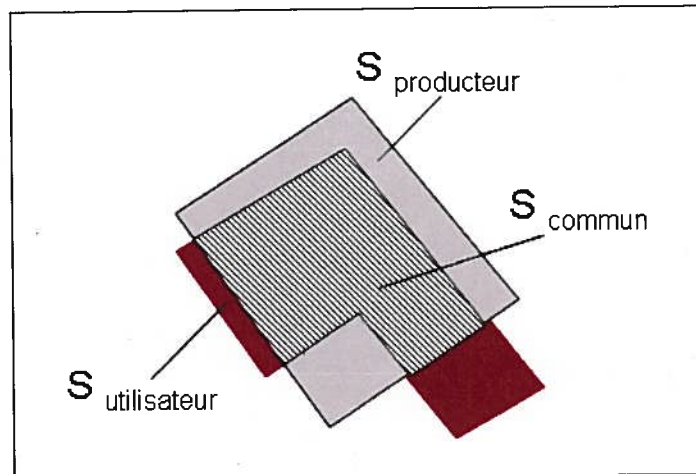


Figure 3.17. Comparaison de l'interprétation visuelle $S_{\text{utilisateur}}$ (en brun) et la classification $S_{\text{producteur}}$ (en gris) d'un objet

Les coefficients d'exactitude sont calculés à partir de la superficie de chevauchement S_{chev} quand nous superposons l'interprétation visuelle et la classification. Dans les équations suivantes, $S_{\text{utilisateur}}$ est la superficie de l'objet délimité par l'interprétation visuelle et $S_{\text{producteur}}$ est la superficie définie par la classification automatique (figure 3.17).

L'exactitude de producteur est calculée comme suit :

$$E_{\text{producteur}} = \frac{S_{\text{chev}}}{S_{\text{producteur}}} \quad (3.14)$$

L'exactitude d'utilisateur :

$$E_{\text{utilisateur}} = \frac{S_{\text{chev}}}{S_{\text{utilisateur}}} \quad (3.15)$$

L'exactitude moyenne :

$$E_{\text{moyenne}} = \frac{E_{\text{producteur}} + E_{\text{utilisateur}}}{2} \quad (3.16)$$

Dans la section suivante, nous expliquons la démarche du traitement de l'image adaptée pour Définiens.

3.4.5. Résumé de la démarche du traitement de l'image adaptée

La segmentation que nous avons appliquée est une segmentation hiérarchique (multi-échelle). C'est-à-dire qu'il y a différents niveaux de segmentation. Chaque niveau est défini et caractérisé par quatre paramètres : les paramètres d'échelle, du choix de bandes, du ratio de couleur/forme et du ratio de compacité/lissage. Comme la taille et la nature des objets varient en fonction de types d'objets, nous avons décidé d'effectuer l'extraction de chaque type d'objets séparément.

Parmi les quatre paramètres, le choix des bandes avait la moindre influence sur la qualité de segmentation car les types d'objet d'intérêt étaient distinguables sur l'ensemble des quatre bandes. Toutefois, comme la végétation a été également bien affichée sur la bande NDVI, nous avons effectué des tests de choix des bandes pour l'extraction de la végétation. La démarche composée de quatre paramètres (figure 3.18) a été appliquée à l'extraction de la végétation, tandis que pour l'extraction des autres types d'objets comme l'eau, les routes et les bâtiments résidentiels, l'étape de choix des bandes a été exclue. Dans ce qui suit, nous expliquons les étapes de la démarche de traitement d'images.

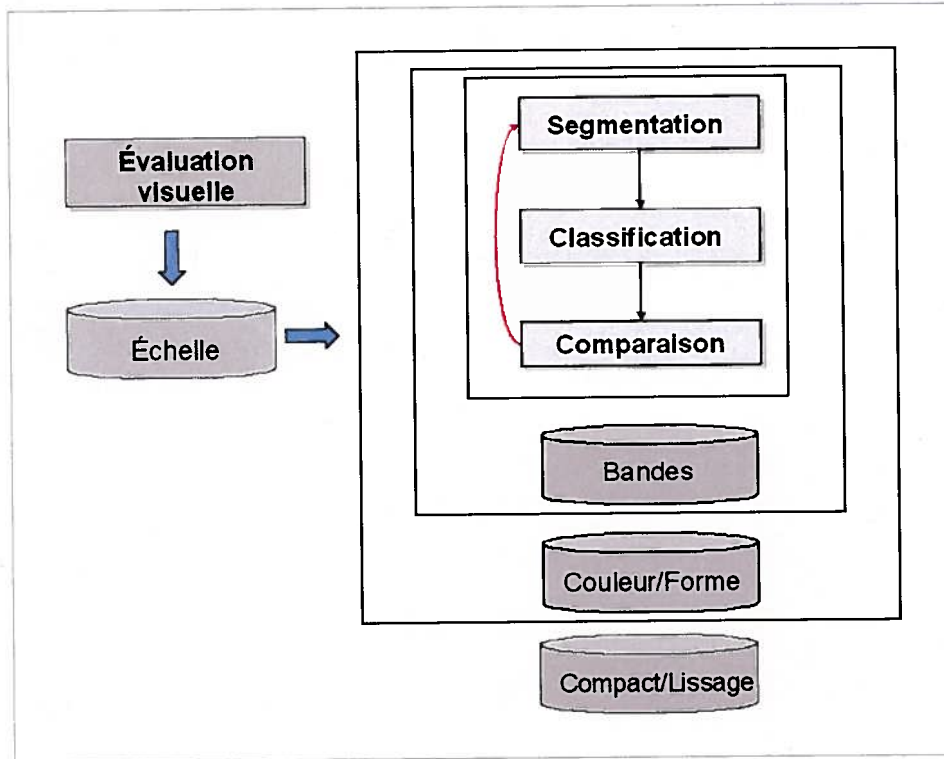


Figure 3.18. Démarche de l'extraction des objets à partir de l'image par Definiens

Comme le paramètre d'échelle est relié à la taille des objets à extraire (voir les exemples dans les figures 3.6, 3.7 et 3.8), il est facile d'évaluer à l'œil si une échelle est propice pour identifier un type d'objets lors de la segmentation. Nous avons segmenté l'image à différentes échelles en utilisant les quatre bandes originales et en fixant les autres paramètres comme suit : le ratio couleur/forme à 1/0 et le ratio compacité/lissage à 1/0. Après avoir visuellement évalué les segmentations de différentes échelles, nous avons opté pour l'échelle optimale pour un type d'objet, par exemple 100 pour la classe « eau », 25 pour la classe « végétation », etc.

Lors de l'étape du choix des bandes propice pour l'extraction de la végétation, nous avons testé trois combinaisons de bandes : 1) bande NDVI, 2) les quatre bandes et 3) les quatre bandes et le NDVI, en fixant le ratio couleur/forme à 1/0 et le ratio compacité/lissage à 1/0. Chaque segmentation a été ensuite classifiée. Chaque classification a été comparée avec l'interprétation

visuelle pour calculer le taux d'exactitude. Les taux nous indiquaient quelle combinaison de bandes était la plus appropriée (les résultats se trouvent dans la section 4.1.2 de la thèse).

Après avoir choisi les bandes, nous avons testé la segmentation de l'image avec les différentes valeurs du ratio couleur/forme en fixant le ratio compacité/lissage à une valeur prédéfinie. La valeur prédéfinie a été fixée en fonction des types d'objets, par exemple elle est à 1/0 pour la classe « eau » car ce type d'objets a une forme plutôt compacte. J'ai ensuite classifié chaque segmentation et évalué son exactitude. Ce processus a été répété plusieurs fois afin de trouver le meilleur ratio couleur/forme. Une fois la valeur optimale déterminée, je l'ai utilisée comme valeur prédéfinie du ratio couleur/forme pour tester le ratio compacité/lissage. Le processus des tests de compacité/lissage a également été effectué de manière itérative jusqu'à ce que j'obtienne la meilleure segmentation.

3.4.5. Comparaison avec une méthode basée pixels

Afin de savoir si la classification orientée objets donne une meilleure évaluation de la réalité que l'approche classique qui est basée sur la valeur spectrale des pixels, nous avons aussi testé la classification par maximum de vraisemblance, qui est la méthode la plus commune de l'approche classique (Jensen, 2005) □. Nous avons utilisé quatre bandes et une bande de NDVI pour la classification de l'image Quickbird par maximum de vraisemblance. Il s'agit effectivement d'une comparaison non-rigoureuse. Toutefois, l'objectif était de montrer un aperçu qualitatif des deux approches. Les inconvénients des images THRS (le manque de bandes spectrales et la largeur des bandes actuelles) ainsi que la complexité du milieu urbain font que même les méthodes par pixel plus sophistiquées ne donneraient probablement pas de résultats satisfaisants (Shackelford and Davis, 2003; Herold et al., 2003).

Nous avons choisi une zone de test de l'image. Sur cette zone nous avons identifié neuf classes : eau, arbre, pelouse, surface minérale de couleur gris, surface minérale de couleur

blanc, bâtiment de toit rouge, bâtiment de toit gris et bâtiment de toit bleu, ombre. La classification a été effectuée par le logiciel PCI Geomatica.

3.5. Données cartographiques

Les données cartographiques sont tirées des cartes numériques décrites en 3.2.2. La distance aux écoles, marchés, hôpitaux et stations de bus a été calculée de façon habituelle. La moyenne des distances de chaque pixel de la zone visée par rapport à chaque pixel des objets cibles (sur l'ensemble de la carte) a été calculée. Il est à noter que les routes localisées sur l'image Quickbird étant trop difficiles à regrouper en classes fiables par traitement de l'image, nous nous sommes rabattus sur une approche cartographique pour calculer la densité des rues. Nous avons simplement établi un ratio entre la surface occupée par les routes et la surface totale des zones visées.

3.6. Description des indicateurs

Les indicateurs ont été calculés indépendamment pour chacun des 18 quartiers de la zone d'étude. Le résumé de tous les indicateurs se trouve dans le tableau 3.7.

L'indicateur de stations de bus représente la distance moyenne entre chaque point du quartier et les stations de bus qui se trouvent dans la zone d'étude. Il est préférable, pour une bonne qualité de vie, que cette distance soit petite, c'est-à-dire ces services sont proches. De même, la distance aux hôpitaux, aux écoles primaires et aux marchés ont été calculées à partir de la carte des hôpitaux, des écoles primaires et des marchés.

Tableau 3.7. Indicateurs choisis et sources de mesure

	Indicateurs	Sources de mesure	Valeur préférée
Commodité	Distance aux stations de bus	Cartes	Faible
	Densité des routes	Cartes	Élevée
	Distance aux hôpitaux	Cartes	Faible
	Distance aux marchés	Cartes	Faible
	Distance aux écoles primaires	Cartes	Faible
Aménité	Distance aux parcs	Cartes	Faible
	Espace de vie (densité des îlots résidentiels)	Images, données recensements	Élevée
	Densité de verdure urbaine	Images	Élevée
	Distance aux zones d'eau	Images	Faible

L'indicateur de la densité de route représente la surface du réseau routier divisée par la surface de chaque quartier. Notons que nous utilisons la surface des routes parce que les rues et routes dans le district d'étude n'ont pas de grandeur identique. Cet indicateur devrait se corrélérer positivement avec la qualité de vie, jusqu'à un certain seuil où les niveaux de bruits, de pollution et la nuisance visuelle contrebalancent la facilité des déplacements. Nous avons tenté d'extraire les routes et rues de la zone d'étude à partir de l'image satellite, mais avec un succès mitigé, comme nous l'expliquerons au chapitre 4. Nous avons donc calculé cet indicateur en utilisant une carte d'infrastructure à l'échelle de 1:50 000. L'indicateur de densité de route est généralement considéré positif quand il est élevé car une bonne densité de route permet aux habitants d'avoir l'accès aux services. Par contre, dans les endroits où l'indicateur de densité de route est trop élevé, les habitants seraient exposés au bruit et à la pollution atmosphérique; leur qualité de vie serait donc affectée de manière négative. Il faudrait trouver un seuil de valeur de la densité des routes, à partir duquel l'indicateur est considéré comme négatif pour la qualité de vie. Toutefois, il n'est pas évident de définir ce seuil et il n'existe pas beaucoup d'études sur ce sujet sauf un travail de Mendes and Motizuki (2001). Dans le cadre de la thèse, étant donné que certains quartiers de la zone d'étude connaissent encore un développement d'infrastructure,

nous croyons que la densité de routes ne cause pas encore de nuisances graves aux habitants. C'est pourquoi nous n'avons pas utilisé le seuil dans ce calcul.

L'indicateur de l'espace de vie équivaut à la surface résidentielle divisée par le nombre d'habitants du quartier. Il est préférable que cet indicateur soit élevé. Cet indicateur sera calculé à partir de la surface résidentielle, extraite à partir de l'image satellite, et des données du recensement de 2000.

La distance aux surfaces d'eau (les lacs et le fleuve) est la distance moyenne du quartier par rapports aux surfaces d'eau qui se trouvent sur la zone d'étude. La distance aux parcs est calculée de la même manière. Les surfaces d'eau et les parcs sont présentés sur la carte sous forme de polygones. Ils seront identifiés à partir de l'image satellite. Il est préférable pour la qualité de vie que les valeurs de ces deux indicateurs soient faibles.

La densité de verdure urbaine est calculée par la surface de la végétation urbaine (constituée des arbres de rue, des parcs et de la pelouse) divisée par la surface du quartier. La présence de la végétation urbaine est identifiée par image satellite. Par contre, comme la pelouse n'est pas présente dans notre zone d'étude, nous ne l'avons pas considéré dans la classification ainsi que dans le calcul de la densité de la végétation urbaine. Il est préférable que cet indicateur ait une valeur élevée.

3.7. Analyses statistiques des indicateurs

Nous avons d'abord affiché les indicateurs sur une présentation cartographique afin de connaître leur distribution spatiale. Après avoir calculé les indicateurs à partir de deux sources de données (de télédétection et cartographiques), nous les avons normalisés par l'équation de score-Z :

$$Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \quad (3.17)$$

Où Z_i est la valeur normalisée, X_i est la valeur brute, μ est la valeur moyenne et σ est l'écart-type de l'indicateur i . La normalisation des données nous permet de comparer les indicateurs qui sont mesurés par des échelles et des unités différentes. Après cette normalisation, nous avons examiné les corrélations entre les différents indicateurs.

De plus, nous avons mesuré l'auto-corrélation spatiale pour chaque indicateur, qui indique la corrélation entre des paires de quartiers qui sont voisins (Oliveau et Guilmolto, 2005). La relation de voisinage est définie par la distance ou par la contiguïté (deux quartiers sont contigus s'ils partagent le contour). La relation de chaque paire (i et j) est représentée par une matrice de voisinage (W_{ij}). L'auto-corrélation spatiale nous permet d'examiner s'il y a un regroupement spatial des quartiers qui ont des valeurs similaires.

Il existe une variété d'indices qui mesurent l'auto-corrélation spatiale. Parmi eux, l'indice I de Moran est le plus utilisé (Oliveau et Guilmolto, 2005). Pour mesurer l'auto-corrélation de l'indicateur z , I est calculé par l'équation suivante (Bailey et Gatrell, 1995) :

$$I = \frac{\sum_{i,j} W_{ij}(z_i - \bar{z})(z_j - \bar{z})}{n\sigma^2(z)} \quad (3.18)$$

Où W_{ij} est la matrice de voisinage; z_i et z_j sont les valeurs de l'indicateur dans les quartiers i et j (calculés par l'équation 3.17); \bar{z} est la moyenne de l'indicateur et σ^2 est la variance de l'indicateur.

Nous avons calculé cet indice avec le logiciel GeoDA développé par le laboratoire de l'analyse et de calcul géospatial. La matrice de voisinage a été établie de deux façons : la contiguïté et la distance entre les quartiers (Anselin, 2003). La valeur I varie de -1 à 1 : 1 indiquant une auto-corrélation positive très forte, 0 indiquant aucune auto-corrélation (ou une distribution spatiale

aléatoire) et -1 indiquant une auto-corrélation négative. La signification de I est quantifiée par la valeur p .

3.8. Pondération des indicateurs

Dans ce projet nous utilisons une pondération par régression qui est basée sur l'opinion de nos experts afin d'avoir une idée de la perception locale de la qualité de vie. Par définition, un modèle de régression estime quelle proportion de la variation de la variable dépendante est associée à la variation de la variable indépendante lorsque toutes les autres variables indépendantes sont tenues constantes. La proportion de la variation expliquée par chaque variable indépendante est ensuite directement considérée comme correspondant à son poids. Dans notre projet, la variable dépendante est la satisfaction par rapport à la qualité de vie (codée de 1 à 5). Cette variable est qualitative, bien qu'elle soit évaluée de façon numérique. Nous avons donc choisi un modèle de régression ordinale, qui est plus adapté à ce type de données.

Afin d'éliminer les informations redondantes lors de la régression, nous devons décorréler les indicateurs. La pondération des indicateurs comprend donc trois sous-étapes : la décorrélation des indicateurs par l'analyse en composantes principales, la régression ordinale et le calcul de poids des indicateurs en se basant sur l'estimation de la régression ordinale.

3.8.1. Décorrélation des indicateurs par l'analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales est proposée afin de décorréler les indicateurs. Nous avons effectué cette analyse avec le logiciel SPSS. Cette analyse vise à calculer :

- Les facteurs pertinents : leurs valeurs sont calculées à partir des valeurs propres de la matrice de covariance des variables.

- Le pourcentage de variance expliqué par un facteur : dans notre cas, seuls les trois premiers facteurs seront retenus parce que leur valeur propre était supérieure ou égale à 1 et leur variance était supérieure ou égale à 5%.
- Les poids locaux (aussi appelés les scores) qui expriment les facteurs en fonction des indicateurs : u_{ij} , où i est l'index en facteurs pertinents (dans notre cas, $i = 1, 2, 3$), j est l'index des indicateurs ($j = 1, 2, \dots, 9$). Les facteurs C_i sont calculées par l'équation suivante :

$$C_i = \sum_j Z_j * u_{ij} \quad (3.19)$$

Où Z_j est la valeur de l'indicateur j .

Afin de faciliter l'interprétation des facteurs, nous avons appliqué une rotation sur eux. Le logiciel dispose de deux types de méthodes de rotation, soient orthogonales et obliques. Nous avons opté pour les méthodes orthogonales car elles résultent de facteurs non-corrélés, contrairement aux méthodes obliques (SPSS, 2005). Les trois méthodes de rotation orthogonale ont été testées : Varimax minimise le nombre d'indicateurs importants contribuant à chaque facteur, Quartimax minimise le nombre de facteurs pour expliquer chaque indicateur et Equamax minimise à la fois le nombre d'indicateurs et de facteurs.

3.8.2. Généralité de la régression ordinale

Afin d'estimer le poids des indicateurs, nous avons appliqué une régression ordinale avec le logiciel SPSS. La régression ordinale permet de modéliser la dépendance d'une variable ordinale sur un ensemble de variables indépendantes. Dans le logiciel SPSS, le modèle de régression ordinale est basée sur la méthode proposée par McCullagh (1980) (McCullagh, 1980; SPSS, 2005).

Nous avons appliqué la régression ordinale aux niveaux de satisfaction face à la commodité et l'aménité obtenus des experts. Les données d'entrée de la régression comprennent une variable dépendante et des variables indépendantes. Pour chaque groupe d'indicateurs, nous avons réalisé une régression indépendante. Les caractéristiques spécifiques de la régression ordinale (Chen et Hughes, 2004) sont :

- - La variable dépendante est ordinale. Dans certains cas, une variable continue peut être groupée en ordinale et utilisée dans la régression ordinale.
- - Il n'est pas nécessaire que les données d'entrée aient une distribution normale ou une variance constante.
- - Le modèle assume que les coefficients produits par le modèle sont indépendants des catégories de la variable. Il faut donc vérifier cette hypothèse par le test de lignes parallèles (*test of parallel lines*) quand nous calculons ce modèle via le logiciel SPSS. Ce test vérifie l'hypothèse voulant que les variables indépendantes aient des relations constantes avec la variable dépendante pour tous les niveaux de cette dernière variable.

3.8.3. Choix de modèles de régression ordinale

La régression ordinale est une fonction de lien (*link fonction* en anglais) des probabilités. Il y a cinq modèles de régression ordinale disponibles dans le logiciel SPSS, ceux qui sont également les modèles le plus communs (Garson, 2009): Cauchit, Complementary Log-Log, Logit, Negative Log-Log et Probit (Norusis, 2009). Ces cinq modèles de régression diffèrent par la transformation appliquée sur la variable dépendante. Le choix de modèle est basé sur la distribution de la variable dépendante. Dans le cas qui nous concerne, les catégories sont les niveaux de satisfaction.

1) *Logit*: $f(x) = \ln(x / (1 - x))$. Ce modèle est recommandé quand la variable dépendante contient des catégories égales. C'est le modèle le plus utilisé car ses coefficients sont plus

faciles à interpréter. En outre, les résultats des autres modèles sont souvent similaires. (SPSS, 2005; Garson, 2009).

2) *Probit* : $f(x) = F^{-1}(x)$ où F^{-1} est la fonction inversée de la distribution de probabilité cumulative normale. Ce modèle est recommandé quand la variable dépendante a une distribution normale.

3) *Negative log-log* : $f(x) = -\ln(-\ln(x))$: ce modèle est adéquat quand les niveaux les plus bas de la variable dépendants sont plus fréquents que les niveaux élevés.

4) *Complementary log-log* : $f(x) = \ln(-\ln(1-x))$: ce modèle est recommandé lorsque les niveaux les plus élevés de la variable dépendante sont plus probables.

5) *Cauchit* : $f(x) = \tan(\pi(x - 0.5))$: ce modèle est utilisé quand les valeurs extrêmes sont surreprésentées.

Un histogramme du classement des 18 quartiers sur 5 niveaux par les experts nous montrent que la fréquence des niveaux est presque identique. Le classement à 18 niveaux, qui consiste en fait à attribuer un rang à chaque quartier, nous donne une distribution presque plate, à l'exception de quelques quartiers qui ont été classés à égalité. Le modèle Logit est donc le plus approprié pour notre variable dépendante.

3.8.4. Données entrantes du modèle

Nous avons appliqué la régression ordinale aux 18 quartiers. Les avis (de 1 à 18) donnés par les huit experts constituent la variable dépendante. Les experts ont évalué la commodité et

l'aménité de façon indépendante. Nous avons obtenu des réponses de huit experts pour chacun des deux groupes d'indicateurs.

Nous avons structuré les données dans un tableau. Les colonnes sont les éléments suivants: 1) le nom des quartiers, 2) les trois facteurs, 3) les noms des experts et 4) les évaluations chiffrées des experts. Comme il y a 18 quartiers, le nombre total d'évaluations (i.e. de rangées dans le tableau) est de 144 (8 experts * 18 quartiers), ce qui nous permet d'en arriver à des résultats relativement robustes. De plus, en ajoutant une variable indépendante pour l'identité des experts, nous pouvons observer si les différences d'opinion des experts influencent les résultats.

3.8.5. Interprétation des résultats du modèle

Le modèle résulte en des coefficients estimant l'effet des variables indépendantes et de leurs interactions sur la variable dépendante. Un coefficient est considéré significatif si son taux de signification (valeur de p) produit par un test Wald est inférieur à 0,05 (Garson, 2009). Comme dans les autres types de régression, après avoir effectué une régression ordinale, l'utilisateur peut enlever les variables ayant une relation non-significative afin d'adapter le modèle aux données.

L'importance relative (le poids) des variables indépendantes peut être déduite indirectement à partir des coefficients de relation entre les variables si on utilise le modèle Logit. Pour interpréter les coefficients estimés par le modèle, nous présentons l'équation de ce modèle en détail. Il est écrit comme suit (Chen et Hughes, 2004; Norusis, 2009) :

$$f[\gamma(X)] = \ln \frac{\gamma(X)}{1-\gamma(X)} = a + \beta_i X_i \quad (3.20)$$

Où $f[\gamma(X)]$ est la variable dépendante - la satisfaction; a est l'intercepte; β_i sont les coefficients des variables indépendantes i que le modèle estime; et $\gamma(X)$ est une fonction des variables indépendantes X_i :

$$\gamma(X) = \frac{e^{a+\beta_i X_i}}{1 + e^{a+\beta_i X_i}} \quad (3.21)$$

Pour interpréter les coefficients β_i , nous nous basons sur un terme appelé cote (*odds* en anglais). La cote est le rapport mathématique exprimant la probabilité qu'un événement se produise divisée par la probabilité qu'il ne se produise pas. Dans notre cas, l'événement est le fait que la satisfaction change de niveau. Dans la plupart des exemples et études utilisant la régression ordinale, les coefficients sont interprétés sur une échelle de « ratio de cote » (*odds ratio* en anglais). Le ratio de cote est le logarithme naturel (de base $e = 2,718$) de la cote. Par exemple, un coefficient β_i négatif signifie que dans le cas où la variable indépendante i augmente, la satisfaction diminue d'un niveau sur l'échelle du ratio de cote (Chen et Hughes, 2004; SPSS, 2005; UCLA, 2009). La satisfaction est ici codée de 1 à 18 avec le niveau le plus satisfaisant à 18.

Comme nous voulons calculer le poids des indicateurs, nous devons convertir l'échelle logit en échelle de la variable dépendante (de 1 à 18). Pour ce faire, nous appliquons la fonction exponentielle aux coefficients. L'échelle du ratio de cote peut être interprétée comme suit : avec un coefficient β_i , la chance que la satisfaction augmente est réduite par un facteur de e^{β_i} (Kleinbaum et Klein, 2002; Garson, 2009).

Par exemple, un coefficient négatif de $-0,72$ pour une variable indépendante donnée a une cote de $e^{-0,72}$, soit 0,49. Autrement dit, quand la variable i augmente d'une unité (les autres variables indépendantes étant maintenues constantes), la chance que la satisfaction augmente est en baisse de 49 %. A l'opposé, avec un coefficient positif, la cote est supérieure à 1. Par exemple,

si une variable indépendante a un coefficient de 0,5, sa cote est de $e^{0,5} = 3,2$. Quand la variable augmente, la chance que la satisfaction augmente fait plus que tripler (à 320%).

La cote est donc considérée comme le poids de variable indépendante. L'interprétation des résultats de la régression se trouve dans la section 4.1.16 du chapitre 4. À partir du poids des facteurs, nous avons calculé le poids des indicateurs par l'équation 3.26.

3.8.6. Test de la validité du modèle

Pour tester la validité du modèle pour nos données, nous pouvons utiliser les taux de signification offerts par plusieurs tests dans SPSS.

- Le test de *Model fitting* : compare les valeurs produites par le modèle utilisé avec les valeurs produites par le modèle nul (intercept-only)
- Les tests de *Goodness of fit* évaluent la différence de fréquence entre des cellules modélisées et des cellules observées en utilisant la méthode du Chi-carré. Le test dans SPSS produit des coefficients de Pearson et de déviance. Un modèle est approprié si les coefficients ne sont pas significatifs selon ces tests. Ces tests ne sont pas recommandés s'il y a peu d'échantillons ou si les variables indépendantes sont continues. Nous n'emploierons pas ces tests, les trois facteurs étant des variables continues.
- Les tests de pseudo R^2 : l'équivalent le R^2 d'une régression ordinaire. Le pseudo- R^2 est caractérisé par trois statistiques *Cox and Snell*, *Nagelkerke* et *McFadden*. En général, la valeur de R^2 indique le pourcentage de la variable dépendante expliqué par le modèle. Plus le pseudo- R^2 est élevé, plus robuste est le modèle. Le R^2 de Nagelkerke est plus facile à interpréter car il est calculé sur une échelle de 0 à 1.
- Le test de lignes parallèles donne un coefficient de Chi-carré.

Nous allons nous baser sur les tests de Model-fitting, de pseudo R^2 et de lignes parallèles pour la validation du modèle.

3.8.7. Interaction entre les variables et stratégie de test des interactions

En réalisant la régression sur les variables, nous avons constaté que certains modèles ne sont pas adéquats, même après avoir éliminé les variables non-significatives. Cela nous a poussé à savoir si la régression est linéaire et si l'effet d'une variable indépendante change en fonction des autres variables. Nous avons donc intégré dans le modèle l'interaction entre les variables indépendantes. Dans cette section, nous allons expliquer le concept de l'interaction et la stratégie pour tester les interactions.

Un modèle de régression explique l'effet des variables indépendantes X_i sur une variable dépendante Y . Autrement dit, le modèle détermine la relation causale entre X_i et Y . En théorie, notamment en sciences sociales, il existe plusieurs types de relation. Au niveau le plus simple, la relation est directe : quand X_m change et les autres X_i sont constantes, Y change aussi. Mais la relation peut être indirecte, factice, réciproque, non-identifiable ou modérée (Jaccard et Turrisi, 2003).

- relation indirecte : X_m peut avoir un effet sur Y à travers son impact sur une autre variable, X_k ;
- relation factice (ou relation illusoire) : X_m et Y sont reliées mais seulement à cause de X_k ;
- relation réciproque : X a un effet sur Y , et vice-versa ;
- relation non-identifiable ;
- relation modérée : la relation entre X_m et Y est dépendante de la valeur de X_k .

Dans les études statistiques, on ne peut étudier que les relations directes et les relations modérées. Les relations directes se passent de commentaires. Dans la relation modérée, il existe une interaction entre X_m et X_k . La régression n'est plus linéaire et elle est décrite par l'équation suivante (Jaccard et Turrisi, 2003) :

$$Y = a + b_i X_i + b_{mk} X_m \cdot X_k \quad (3.22)$$

Où b_m est le coefficient de changement de Y causé par X_m quand $X_k = 0$ et b_{mk} est le coefficient de changement de l'effet de X_m quand X_k varie. Il est bien sûr possible de calculer les interactions de trois facteurs (troisième ordre), mais nous n'avons considéré que les interactions de deuxième ordre pour éviter le sur-ajustement du modèle aux données spécifiques de l'étude.

Une question qui doit être soulevée est la meilleure méthode pour tester les variables indépendantes et leurs interactions tout en arrivant à trouver celles qui ont un effet significatif sur la variable dépendante. Nous avons adapté le processus en deux étapes proposées par Kleinbaum et Klein (2002) (p.162-182). Un exemple est donné dans la figure 3.19.

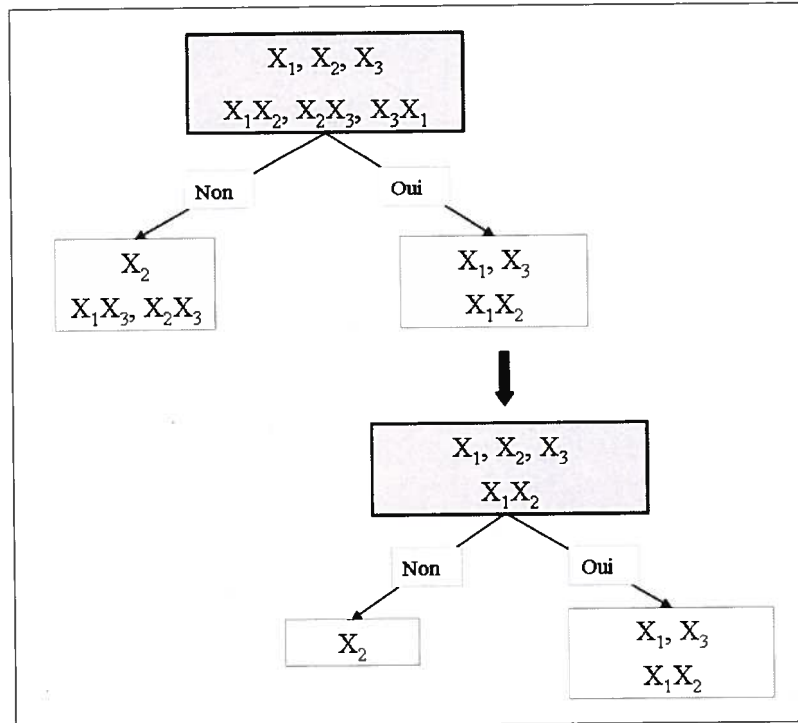


Figure 3.19. Stratégie de tests de régression interactive

Dans l'étape 1, nous testons toutes les variables (X_i) et les interactions entre elles (X_iX_j) afin de trouver les variables et les interactions qui sont significatives, par exemple X_1 et X_3 , et l'interaction X_1X_2 . Les interactions qui sont non-significatives ne sont pas utilisées à l'étape suivante. Les variables sont quant à elles gardées si elles sont significatives ou si elles contribuent à une interaction significative.

À l'étape 2, nous testons les variables significatives et celles qui contribuent à une interaction significative, ainsi que les interactions significatives (X_1, X_3, X_2 et X_1X_2). Si une variable non-significative contribuant à une interaction significative (X_2) est non-significative, on ne peut l'éliminer qu'à cette étape.

À chaque étape, nous nous sommes basés sur le taux de signification du test Wald. Cependant, avant de tester les régressions interactives, nous avons aussi réalisé des régressions linéaires afin de savoir si un modèle simple est suffisant, en termes de « model fitting » et de R^2 .

3.8.8. Calcul du poids des indicateurs

Si le modèle de régression est linéaire, nous calculons le poids de chaque indicateur à partir des scores (u_{ij}) et du poids estimé des facteurs (P_i).

L'indice global est calculé par l'équation suivante :

$$Indice = \sum_i C_i * P_i \quad (3.23)$$

En remplaçant $C_i = \sum_j Z_j * u_{ij}$ dans l'équation, nous obtenons :

$$Indice = \sum_i \sum_j Z_j * u_{ij} * P_i \quad (3.24)$$

Si nous considérons que : $Indice = \sum Z_j * P'_j$ (3.25)

où P'_j est le poids de l'indicateur Z_j , ce poids est donc:

$$P'_j = \sum_i u_{ij} * P_i \quad (3.26)$$

Si le modèle est interactif, c'est-à-dire non-linéaire, il est possible de calculer le poids de chaque indicateur, mais la formule est assez longue et l'interprétation de la formule devient extrêmement compliquée. Nous allons donc interpréter le poids des indicateurs en nous basant sur le poids des facteurs, soit e^{β_i} (où β_i est le coefficient estimé pour le facteur i).

En finalisant ce chapitre, nous présentons l'organigramme de méthodologie résumée dans la figure 3.20. Les résultats de traitement de l'image ainsi que le poids d'indicateurs produits par la régression sont présentés dans le chapitre 4.

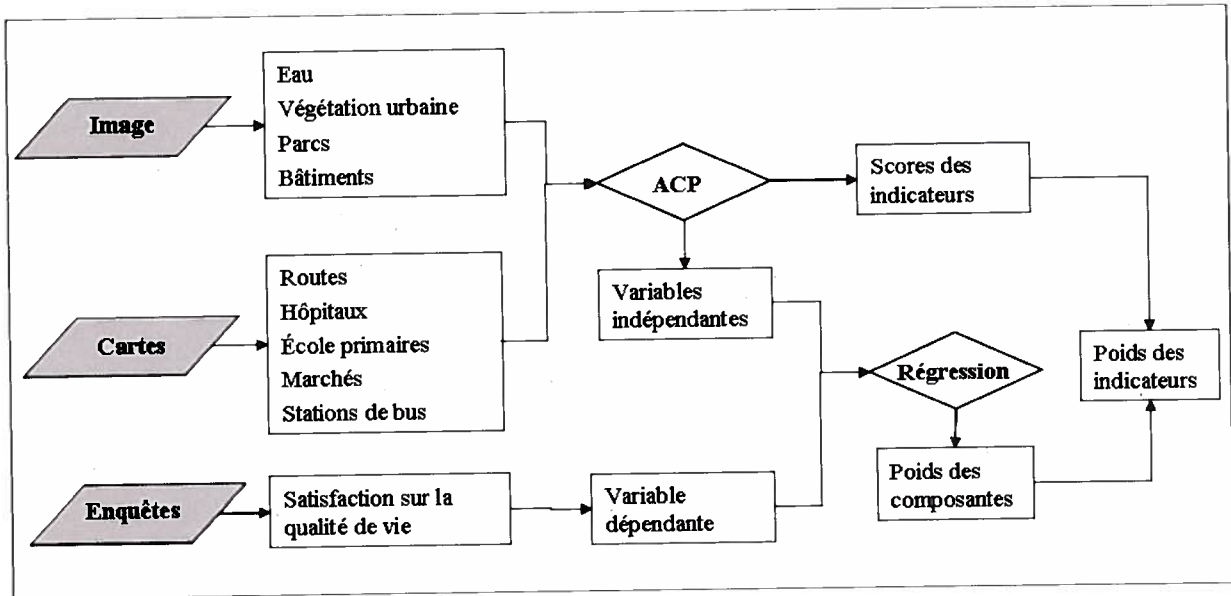


Figure 3.20. Organigramme méthodologique de l'étude

4. Présentation et analyse des résultats

4.1. Traitement de l'image

La présentation des résultats du traitement de l'image met l'emphase sur les paramètres de segmentation et les règles d'attributs. Dans les tableaux relatifs aux règles, nous utilisons respectivement R.S., T, G et C comme abréviations pour les types d'attributs de réponse spectrale, de texture, de géométrie et de contexte. Le cadre expérimental des résultats du traitement de l'image se trouve dans la section 3.4 du chapitre 3.

4.1.1. Extraction de l'eau

A) Segmentation

Les plans d'eau de la zone d'étude ont été classifiés en deux classes : lacs et fleuve (figure 4.1). La segmentation a été réalisée à l'échelle 100 sur les quatre bandes de l'image Quickbird.

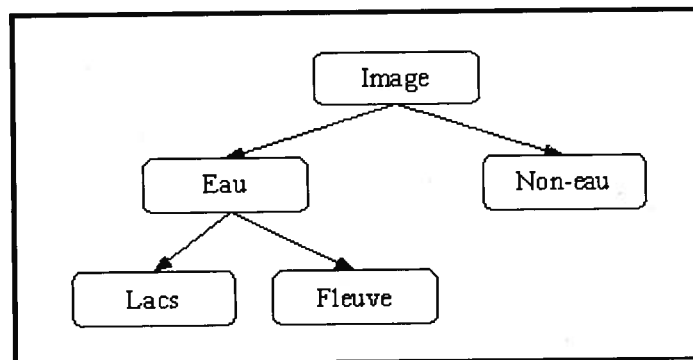


Figure 4.1. Hiérarchie des classes d'eau

Comme la valeur spectrale de l'eau est très basse et donc distinguée sur l'image, nous pouvons utiliser seulement la valeur spectrale pour distinguer l'eau sur l'image. Le paramètre de

couleur a donc été fixé à 1. Quant au ratio de compacité/lissage, nous avons testé trois valeurs de compacité (à 0, 0,5 et 1). L'exactitude des trois tests est légèrement différente. D'après les équations de segmentation (2.2 à 2.6), quand l'hétérogénéité de la forme Δh_{forme} est égale à 0, la variation de l'hétérogénéité de la compacité Δh_{compt} n'a pas d'impact sur le résultat de segmentation. Pourtant, la comparaison des trois segmentations avec l'interprétation visuelle montre que les segmentations ne sont pas identiques (les taux d'exactitude des trois tests sont donnés dans la figure 4.2). Cela démontre l'instabilité du processus de segmentation réalisé par le logiciel Definiens.

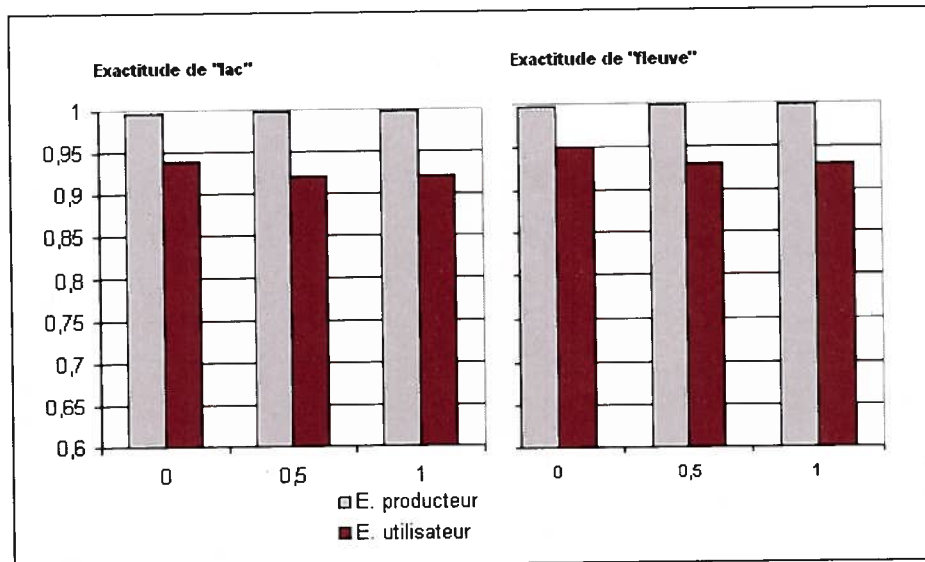


Figure 4.2. Exactitude évaluée des classes « lacs » et « fleuve ».

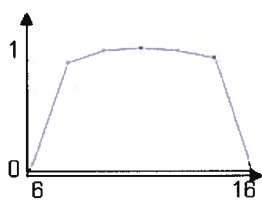
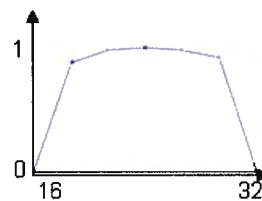
B) Règles

Quant aux attributs de classification (tableau 4.1), nous avons d'abord choisi les attributs de réponse spectrale. Comme les plans d'eau ont une basse réponse spectrale, notamment dans la bande du proche-infrarouge (ex : bande 4 de l'image Quickbird), nous employons la moyenne de la bande 4 comme attribut de classification pour extraire les classes « lacs » et « fleuve ». Un élément crucial est que le fleuve se trouvant sur la zone d'étude contenant beaucoup de

sédiments, sa réponse spectrale est légèrement plus élevée que celle des lacs. Les seuils de la fonction d'appartenance pour la classe « fleuve » sont de 6 et 12 (sur une échelle de 0 à 255 de niveau de gris), tandis que les seuils pour la classe « lacs » sont de 16 et 32. Ces deux classes ayant une texture douce, nous avons utilisé un indice d'homogénéité avec un seuil supérieur à 0,5 (sur une échelle de 0 à 1).

En outre, comme les objets correspondant à la classe « lacs » ont une grande taille, nous avons utilisé un indice de superficie pour identifier ce type d'objet.

Tableau 4.1. Fonction d'appartenance des classes « lacs » et « fleuve »

Types	Lacs	Fleuve
R.S.	Moyenne bande 4 :	Moyenne bande 4 :
		
T	Homogénéité > 0,5 (bande 4, direction 0)	Homogénéité > 0,5 (bande 4, direction 0)
G	Superficie > 3000 m ²	N.A.

Avec la segmentation réalisée par les valeurs de 1/0 et 0/1 pour les ratios de couleur/forme et de compacité /lissage, l'extraction des classes « lacs » et « fleuve » génère respectivement une exactitude moyenne de 0,97 et 0,98. L'extraction de cette classe a donc une bonne précision.

La taille importante des surfaces d'eau facilite leur classification. Dans les cas où la taille des surfaces d'eau est proche de celle des ombres, les deux types d'objets peuvent être différenciés

par d'autres règles d'attributs contextuels comme par exemple l'ombre doit avoir un objet bâti adjacent (Massalabi, 2006). Une fois que les classes « lacs » et « fleuve » ont été bien classifiées, nous avons commencé à segmenter l'image pour extraire la classe « végétation ».

4.1.2. Extraction de la végétation

A) Segmentation

Les classes de végétation comprennent : les zones agricoles, les arbres de parc, les arbres de rue et les arbres isolés. Comme ces quatre classes ont des tailles différentes, nous avons choisi trois échelles différentes après en avoir évalué plusieurs, soient 100 pour les zones agricoles, 50 pour les arbres de parc, et 25 pour les arbres de rue et les arbres isolés. Une fois les classes adéquatement définies pour chaque échelle, nous avons effectué une fusion des objets de ces classes pour les exclure des classifications suivantes.

Quant aux bandes à utiliser lors de la segmentation, nous avons testé trois combinaisons: la bande NDVI uniquement, 4 bandes Quickbird et 4 bandes Quickbird combinées avec la bande NDVI. Pour tester les combinaisons de bandes, le paramètre de couleur a été fixé à 1 (la couleur est privilégiée par rapport à la forme parce que la végétation a une couleur distincte sur l'image) et le paramètre de compacité à 0. Nous avons atteint le niveau d'exactitude le plus élevé avec la segmentation sur la bande NDVI (tableau 4.2).

Afin de connaître l'impact de la couleur et de la compacité sur la combinaison des bandes, nous avons aussi testé d'autres segmentations sur quatre bandes originales avec une valeur de couleur de 0,3 et des valeurs de compacité variées (tableau 4.3). Les taux d'exactitude des classes varient peu : 87-88% pour les arbres de parc et 66-67% pour les arbres de rue. L'exactitude la plus élevée a été obtenue avec une valeur de compacité de 0,5, mais elle est moindre que celle obtenue avec la bande NDVI. Étant donné que le test réalisé avec NDVI a produit une meilleure exactitude et un temps de traitement inférieur, nous avons décidé d'opter pour la bande NDVI pour la segmentation.

Tableau 4.2. Exactitude de différentes combinaisons de bandes

Couleur = 1, Compacité = 0				
Combinaison de bandes	4 bandes originales	NDVI	Exactitude : Arbres de parc	Exactitude : Arbres de rue
1	Non	Oui	0,87	0,71
2	Oui	Oui	0,87	0,67
3	Oui	Non	0,87	0,67

Tableau 4.3. Exactitude obtenue avec quatre bandes originales et Couleur = 0,7

Compacité	Arbre de parc	Arbre de rue
0	0,87	0,67
0,3	0,88	0,68
0,5	0,87	0,69
0,7	0,87	0,68
0,9	0,87	0,68

Quant au ratio de compacité/lissage, nous avons effectué des tests en fixant la couleur à 1 et en variant la compacité de 0 à 0,9. Les taux d'exactitude de chaque classe donnés dans la figure 4.3 baissent quand la compacité augmente.

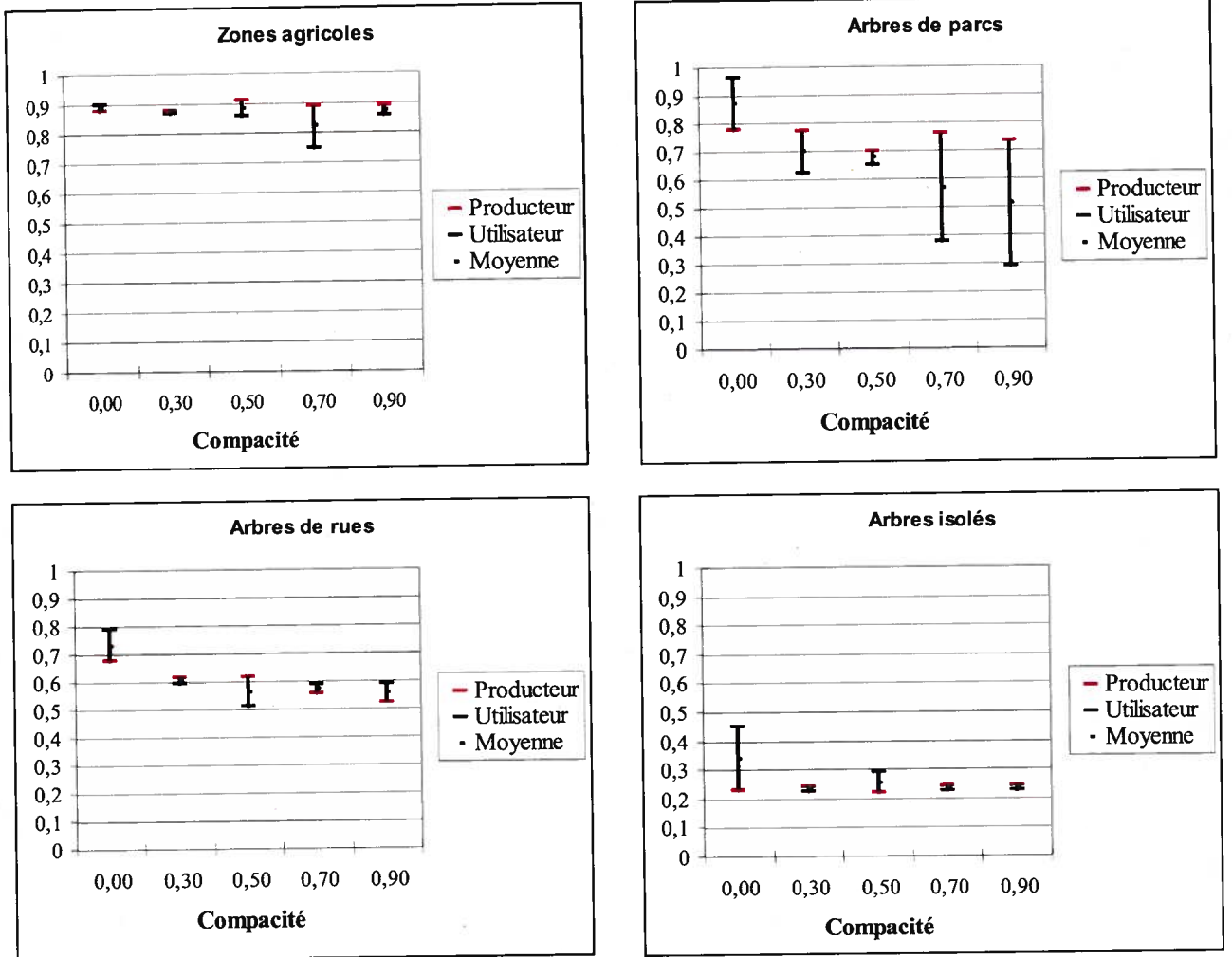


Figure 4.3. Taux d'exactitude des segmentations (couleur = 1)

Les taux d'exactitude du producteur produits par la classification sont moins satisfaisants que les taux d'utilisateur produits par l'interprétation visuelle pour toutes les classes. Lorsque nous comparons les segmentations aux niveaux de compacité 0,3 et 0,9 (dans les panneaux gauche et droite sur la figure 4.4), nous trouvons une sur-segmentation au niveau de compacité de 0,9. Les classes produites par la classification ont donc une taille trop petite, notamment la classe « arbres de parc ».

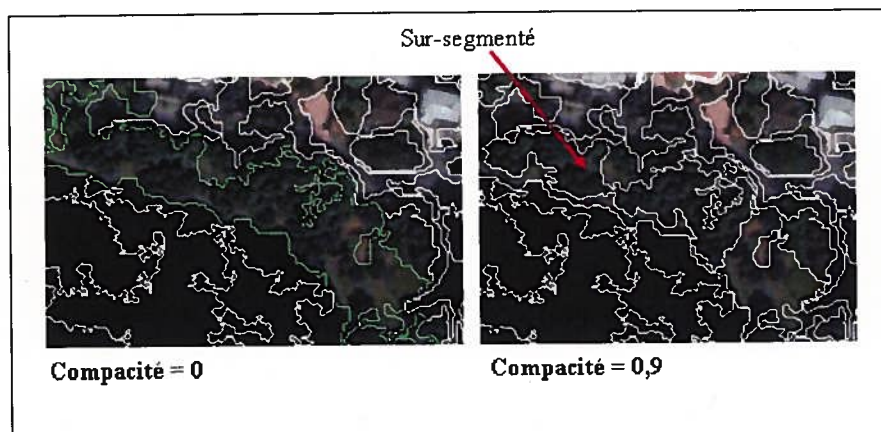


Figure 4.4. Segmentations de la zone d'un parc (par 2 niveaux de compacité)

Les meilleurs taux se trouvent dans la segmentation produite avec une compacité de 0. Ils sont présentés dans le tableau 4.4.

Tableau 4.4. Taux d'exactitude de la segmentation optimale des classes de végétation

Couleur = 1 et Compacité = 0					
Exactitude	Arbres de parc	Arbres de rue	Arbres isolés	Zones agricoles	Toutes les classes
Producteur	0,78	0,68	0,23	0,88	0,64
Utilisateur	0,96	0,79	0,45	0,90	0,78
Moyenne	0,87	0,73	0,34	0,89	0,71

B) Règles d'attributs

Les quatre types de règles d'attributs qui ont été utilisées pour définir les quatre classes de végétation sont présentés dans le tableau 4.5. Le premier type de règles est basé sur l'indice NDVI. Le seuil de NDVI donnant les meilleurs résultats est de 0,31, sauf pour les arbres de parc pour lesquels un indice de 0,35 est plus adéquat (étant donnée la densité élevée d'arbres dans les parcs). Le deuxième type de règle est l'indice textural d'homogénéité. La classe

« zones agricoles » ayant une texture douce a été classifiée par un indice textural d'homogénéité élevé. Quant à la classe de « arbres de parc », ayant une texture plus forte à cause de l'ombre, elle a été identifiée par l'indice d'homogénéité plus faible. L'indice a été calculé dans la bande 4 de l'image en considérant des paires de pixels horizontalement adjacentes (c'est-à-dire dans une direction de 0°) avec le pas d'un pixel. Aucune règle de texture n'est utilisée pour les classes d'arbres de rue et de parcs car leurs polygones sont trop petits pour pouvoir être soumis à ces règles de façon significative.

Le troisième type, les attributs de forme, est très utile lors de la classification des quatre catégories de végétation. En général, les seuils de superficie ont été fixés pour les classes « zones agricoles » et « arbres de parc » parce que ce sont de grands objets. De plus, comme certains groupes d'arbres de rue sont de grands polygones allongés (illustrés par le panneau à gauche de la figure 4.5), un attribut de forme, la largeur, a été utilisé pour les distinguer. D'autres attributs de forme, comme le ratio longueur/largeur et le périmètre, ont été utilisés pour séparer les groupes d'arbres de rue des arbres isolés.

Tableau 4.5. Règles d'attributs des classes de végétation

Type	Zones agricoles	Arbres de parc	Arbres de rue	Arbres isolés
R.S	NDVI > 0,31	NDVI > 0,35	NDVI > 0,31	NDVI > 0,31
T	Homogénéité > 0,1636 (bande 4, dir 0)	Homogénéité < 0,155 (bande 4, dir 0)	N.A.	N.A.
G	Superficie > 500 m ²	Superficie > 1500 m ²	Périmètre > 36 m	Périmètre < 70 m
		Largeur (calculée pour la ligne centrale) > 6,2 m	Longueur / Largeur < 23,167 m	Longueur / Largeur < 3 m
C	Distance aux "zones agricoles" < 200 m	Différent de "zones agricoles"	Distance aux « arbres de parc » > 10 m	Existence « arbres de rue » = 0
	Relation aux objets de segmentation mère = 1	Relation aux objets de segmentation mère = 1		

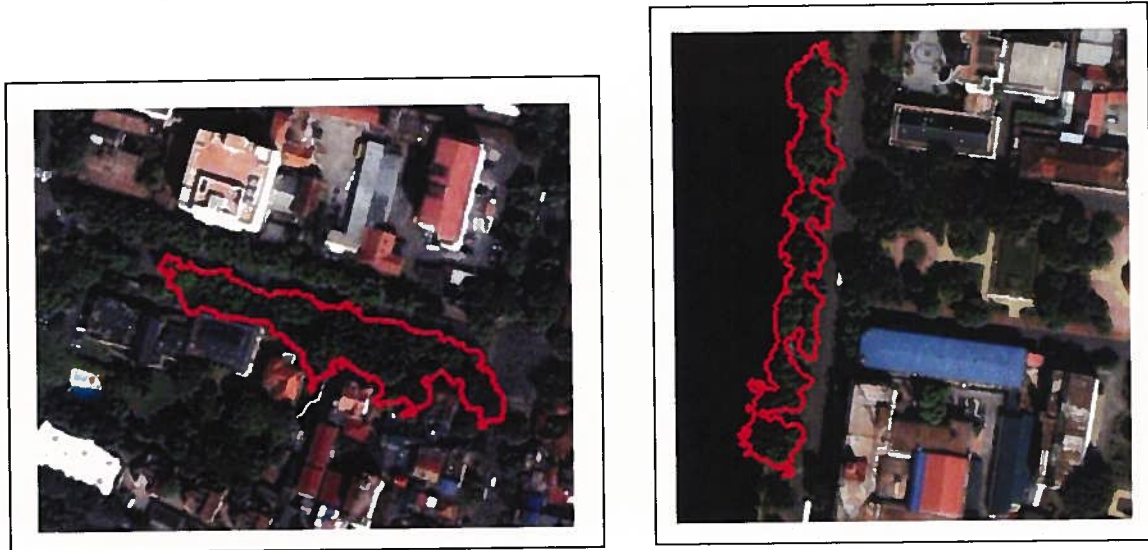


Figure 4.5. Un polygone des arbres de rue (droite) et une partie d'un parc étant des arbres de rue (gauche)

Pour ce qui est des attributs relatifs au contexte, un seuil de distance (à 200m) a été fixé pour la classe « zones agricoles » parce que les champs se trouvent souvent proches les uns des autres. Pour classifier les parties de parcs qui sont en même temps des groupes d'arbres de rue (illustrés par le panneau droite de la figure 4.5), nous avons fixé à 10m la distance maximale des objets par rapport à la classe « arbres de parc ». La classe « arbres isolés » est définie en relation à la classe « arbre de rue » : un arbre n'étant pas adjacent à un objet de type « arbre de rue » est classé comme isolé. Ceci revient à définir les arbres de rues comme ayant un indice de distance de 0 par rapport à d'autres arbres de rues.

Finalement, l'attribut de relation avec les objets de la segmentation mère a été employé lors de la fusion des objets dans une segmentation fille pour les classes de « zones agricoles » et de « arbres de parc ». En d'autres mots, les classes des objets mères sont automatiquement transmises aux objets filles.

En réalisant le processus de classification sur toute l'image, nous avons remarqué que dans certains endroits hors de la zone de test, il y a des parties de parcs qui sont connectées à des arbres de rues. L'exemple dans la figure 4.6 montre un grand segment (en rouge) regroupant une partie du parc et une partie des arbres de rue. Il est impossible de séparer ces deux parties par la segmentation. Nous avons donc découpé ce segment en deux parties à l'aide de l'outil manuel du logiciel.



Figure 4.6. Illustration d'un parc connecté à des arbres de rue

L'exactitude moyenne des classes de végétation est de 89%, 87%, 73% et 37% pour les classes « zones agricoles », « arbres de parc », « arbres de rue » et « arbres isolés » respectivement. Nous avons remarqué que sur le site de validation, il y a certains arbres individuels que l'œil ne peut pas détecter. Les arbres isolés occupent seulement 0,4% de la superficie de végétation dans le site de validation, ce qui est négligeable.

4.1.3. Extraction de la route

Comme mentionné dans la méthodologie, nous avons extrait le réseau routier (y inclut la grande route à l'est et les petites rues) à partir de l'image Quickbird. Nous allons présenter ici

les résultats de l'extraction de la grande route. De plus, nous allons souligner les problèmes empêchant une extraction adéquate des petites rues. À la fin de la section, nous déclarerons que l'extraction du réseau routier n'était pas possible et pour calculer la densité de routes, nous devons utiliser la carte du réseau routier.

A) Segmentation

Tel que mentionné dans le chapitre 3 et à la fin de cette section, une seule route peut être efficacement délimitée par télédétection. La segmentation pour la classe « autoroute » a été basée sur les quatre bandes d'origine de l'image Quickbird. Nous avons choisi différentes échelles pour décomposer l'autoroute en différents types d'objets en fonction de leur taille, de leur homogénéité et de la complexité de leur contour (figure 4.7).

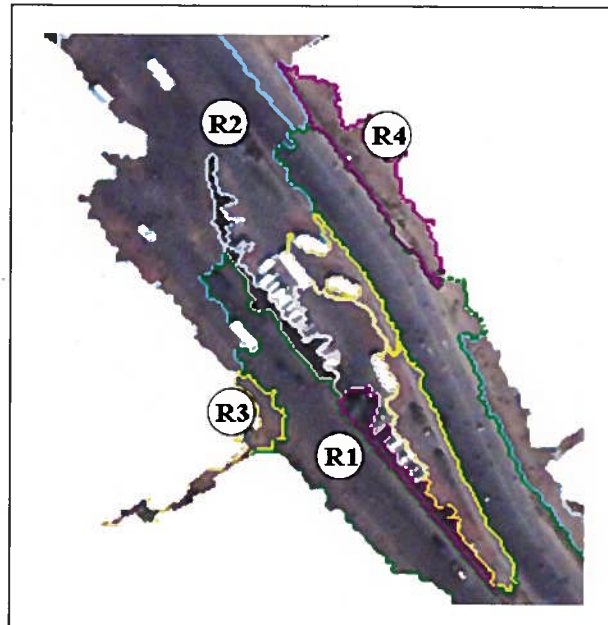


Figure 4.7. Exemple de quatre classes de routes

L'autoroute se compose d'abord de grands polygones assez homogènes (rangés dans les classes « Route 1 » et « Route 2 » et différant par leur couleur). La route contient aussi d'autres polygones qui sont moins homogènes à cause des objets correspondant à des véhicules et des bâtiments se trouvant sur ou au bord de la route. Ces polygones ont été rangés dans la classe « Route 3 ». Finalement, il y a de petits polygones au bord de la route qui ont un contour en zigzag à cause des petites maisons ou des arbres au bord de la route. Ces polygones ont été identifiés comme la classe « Route 4 ». Les deux classes ont été extraites par une segmentation à l'échelle 50 réalisée sur une segmentation à l'échelle 10. Cette séquence de segmentation permet de garder le contour zigzag mais aussi de conserver les grands segments homogènes de la route.

Les valeurs des échelles ont été établies par une série de tests empiriques sur la segmentation de l'image. Nous avons d'abord testé cinq possibilités d'ordres de segmentation : 10 et 50, 15 et 50, 25 et 50, 35 et 50, et finalement 25, 35 et 50. Pour réaliser ces tests, nous avons fixé les paramètres de couleur à 0,8 et de la compacité à 0,3. Les taux d'exactitude de ces tests sont illustrés dans la figure 4.8. Le meilleur taux d'exactitude est obtenu pour la segmentation de 50 basée sur 10 (appelé dorénavant 10-50) et le taux le plus faible pour la segmentation de 50 sur 15 (appelé 15-50).

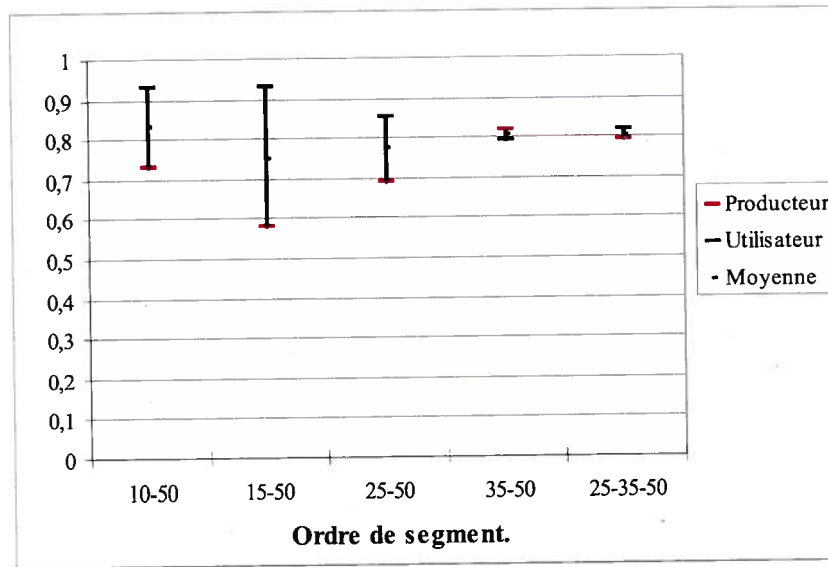


Figure 4.8. Taux d'exactitude de la classification de la route (différents ordres)

Par ailleurs, les taux d'exactitude de ces tests varient fortement en fonction de l'échelle de segmentation. Nous supposons que la variabilité des taux est due aux autres paramètres de segmentation, notamment les ratios de couleur/forme et de compacité/lissage. Nous avons donc testé d'autres segmentations avec des ratios différents pour les deux ordres de segmentation 15-50 et 10-50 (qui donnent les pires et meilleurs taux d'exactitude avec le ratio de départ).

Nous avons commencé par la segmentation de 15-50 avec des ratios de couleur/forme de 0,5/0,5 et 0,8/0,2, respectivement, considérant que la couleur joue un rôle plus important que la forme. À chaque niveau, nous avons utilisé trois valeurs de ratio compacité/lissage : 0/1, 0,3/0,7 et 0,5/0,5. Les taux d'exactitude des tests sont donnés dans la figure 4.9. Les trois premiers taux à gauche de la figure correspondent aux segmentations produites par l'indice de la couleur à 0,5 tandis que les trois taux à droite correspondent aux segmentations produites par l'indice de couleur à 0,8.

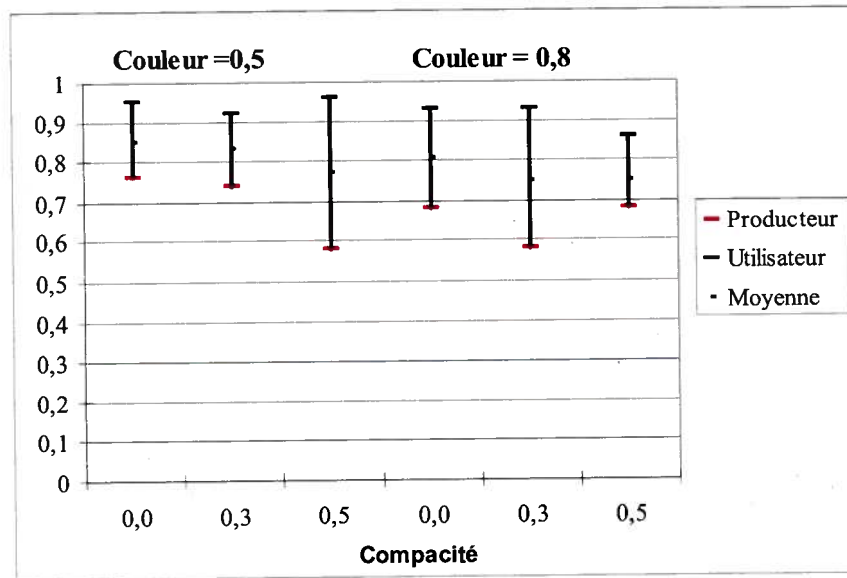


Figure 4.9. Taux d'exactitude de la classification de la route (échelle 15-50)

La tendance générale des taux d'exactitude est en baisse quand la compacité des objets augmente. Cela s'explique par le fait que quand la compacité est privilégiée, les objets segmentés correspondant à la route sont moins allongés et regroupent parfois d'autres types de couverture de sols que la route (voir l'exemple dans la figure 4.10). La séparation de la route et les îlots de bâtiments devient alors plus difficile parce que ces deux types de couverture des sols ont une réponse spectrale très semblable.

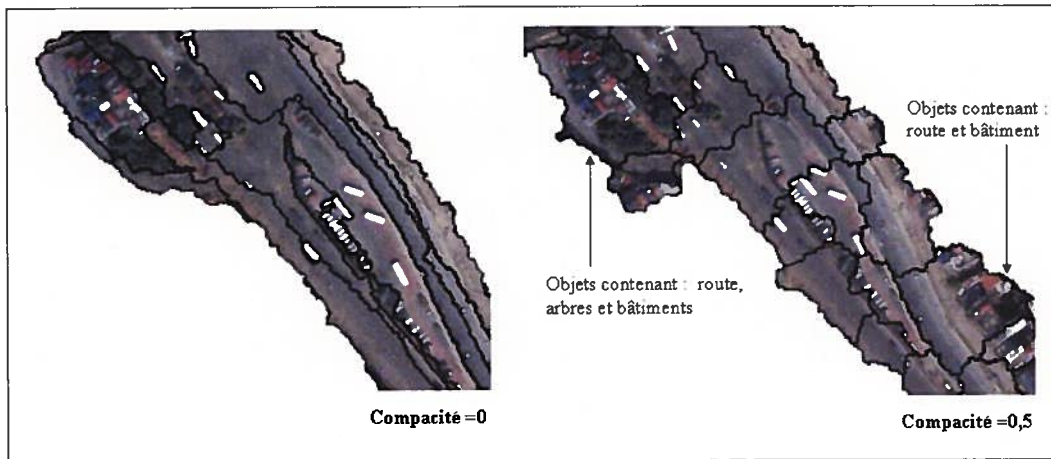


Figure 4.10. Segmentations des objets de la route (échelle de 15-50 et couleur de 0,8)

Ultimement, la segmentation à l'échelle 15-50 en arrive au meilleur taux avec un indice de couleur de 0,5 combiné avec un indice de compacité de 0,5. Le taux de cette segmentation est même presque égal au taux obtenu avec la segmentation 10-50 (85% contre 84%). Quant aux segmentations à l'échelle 10-50, leurs taux d'exactitude suivent la même tendance que ceux produits à l'échelle 15-50, mais ils sont moins variables (figure 4.11).

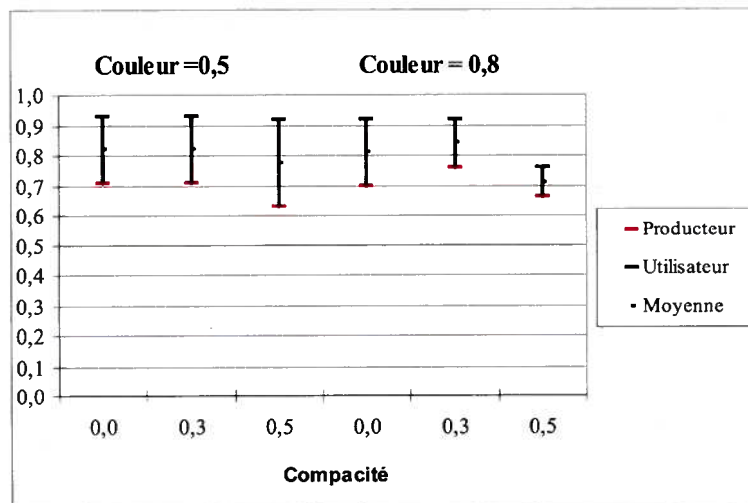


Figure 4.11. Taux d'exactitude de la classification de la route (échelle 10-50)

Le meilleur taux de l'exactitude moyenne produit à l'échelle 10-50, soit à 84%, est obtenu par la segmentation produite avec une couleur de 0,8 et une compacité de 0,3. La figure 4.12 résume les taux d'exactitude moyens produits par les deux types d'échelle.

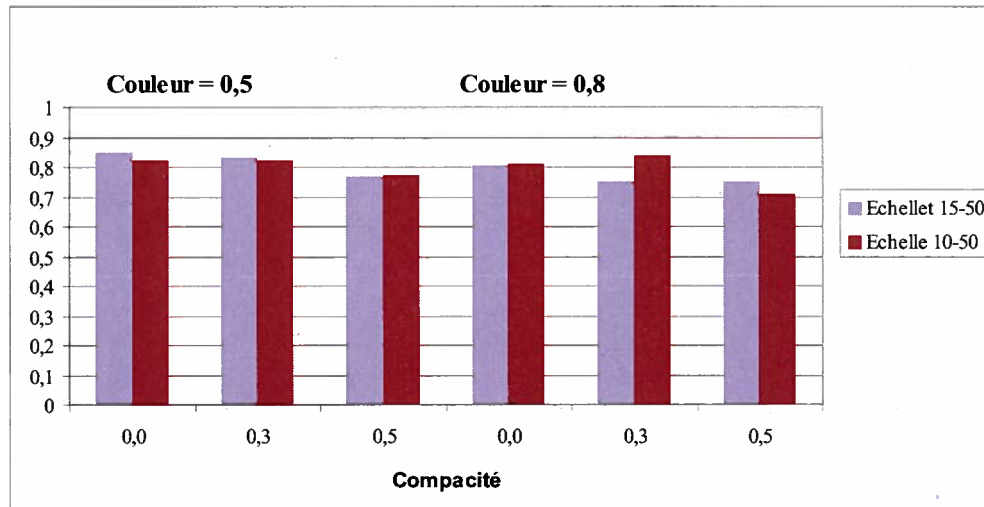


Figure 4.12. Taux de l'exactitude moyenne de la classification de la route

En résumé, les taux d'exactitude de toutes les segmentations mentionnées dans cette section varient de 71% à 85%. Peu importe l'échelle et la couleur, les meilleurs taux (84 et 85%) se trouvent quand la compacité est faible (0 ou 0,3).

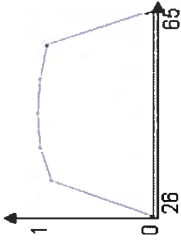
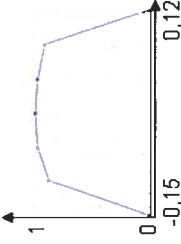
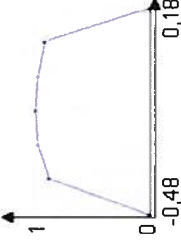
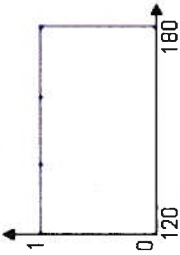
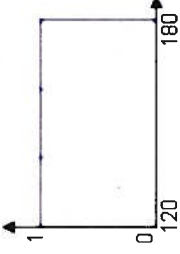
B) Règles d'attributs

Les règles d'attributs sont présentées dans le tableau 4.6. Comme la surface de la route est caractérisée par une couleur grise très nuancée, nous avons utilisé plusieurs indices de couleur lors de la classification de la route, soient le NDVI, la coloration, la teinte et l'indice de rougeur. Nous avons de plus dû ajouter un attribut relatif à l'écart-type de la bande 3 pour la classe « route 1 ».

Comme attributs texturaux, les classes « route 1 » et « route 2 » sont caractérisées par une texture douce, ayant un indice de dissimilarité faible ou des indices d'homogénéité élevés. Pour définir la classe « route 1 », nous avons donc utilisé l'indice d'homogénéité locale, appelé second moment angulaire, car des véhicules se trouvent sur certains objets appartenant à cette classe, ce qui rend sa valeur de l'homogénéité globale plus faible que celle de la classe « route 2 ». Pour identifier cette dernière, nous avons employé l'indice de dissimilarité.

Quant aux attributs géométriques contextuels utilisés, ils sont très utiles lors de la classification de la route parce qu'ils nous permettent de la différencier des bâtiments ayant une réponse spectrale semblable. Cela sera discuté à la fin de la section portant sur la classification de la route. Nous nous sommes basés sur la forme allongée des objets de la route (définie par les attributs de largeur et le ratio de longueur/largeur), leur orientation azimutale et leur relation topologique (ex : la distance entre les classes de route et le contour commun partagé).

Tableau 4.6. Règles d'attributs de classes de route 1, 2, 3, 4

Types	Route 1	Route 2	Route 3 et Route 4
R.S.	$NDVI \leq 0,2$ Brilliance : 	Coloration : 	Teinte : 
T	$\text{Écart-type (bande 3)} \leq 14$ $\text{Indice de rougeur} < 0,04$	$NDVI < 0,02$	N.A.
G	$\text{Second moment angulaire} > 0,00328$ (bande 1, dir 0)	$\text{Dissimilarité} \leq 5$ (bande 1, dir 0) $\text{Homogénéité} \geq 0,242$ (bande 1, dir 0)	N.A.
C	$\text{Orientation principale :}$  $\text{Largeur} \geq 10,83$ $\text{Longueur/Largeur} \geq 2,27$	$\text{Orientation principale :}$ 	$\text{Orientation principale :}$ N.A.
	$\text{Distance à Route 1} = 0$	$\text{Distance à Route 1} \leq 46 \text{ m}$ $\text{Distance à Route 2} \geq 60 \text{ m}$	$\text{Contour partagé avec Route 1} > 0,2$ $\text{Contour partagé avec Route 2} > 0,3$

Les paramètres décrits sont satisfaisants pour l'autoroute se trouvant dans notre zone d'étude, mais sont inadéquats pour les plus petites rues à cause de la complexité de la zone et probablement de la séparabilité spectrale des bandes de l'image Quickbird. En plus, la similarité spectrale des bâtiments et de la route rend la classification très difficile. Pour illustrer cette confusion spectrale, nous avons choisi quatre objets d'échantillonnage représentant respectivement la surface routière, les bâtiments, la surface routière mélangée avec les bâtiments et la surface routière mélangée avec la végétation. Les niveaux de gris de quatre objets de l'image en question sont représentés dans la figure 4.13.

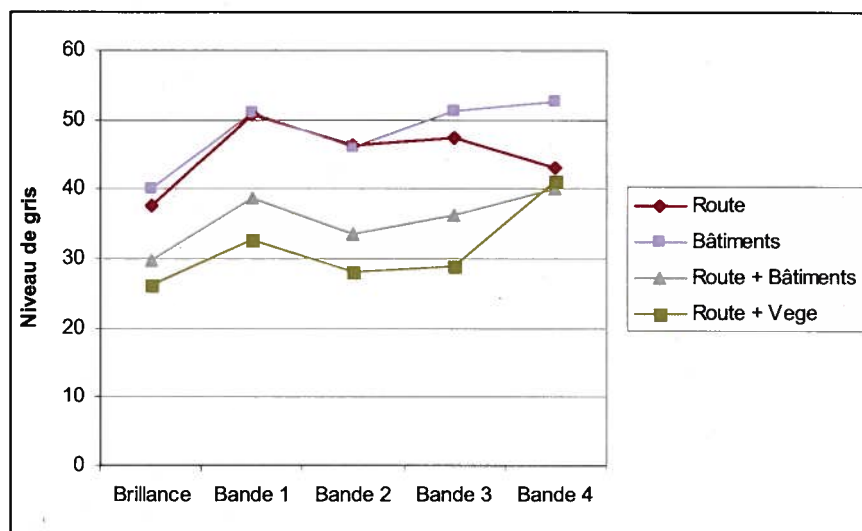


Figure 4.13. Niveaux de gris de quatre objets

On peut voir que les niveaux de gris sont identiques pour au moins deux classes d'objets dans toutes les bandes sauf la bande de brillance et la bande 3 (correspondant à la bande spectrale rouge). Cependant, même pour ces deux bandes, les différences sont faibles et peu fiables. Nous avons cherché la réponse spectrale de plusieurs types de bâtiments et des surfaces routières dans ces deux bandes (figure 4.14). Elles se chevauchent sauf quand les bâtiments ont des toits de couleur gris pâle (les deux points circonscrits en rouge sur le graphique).

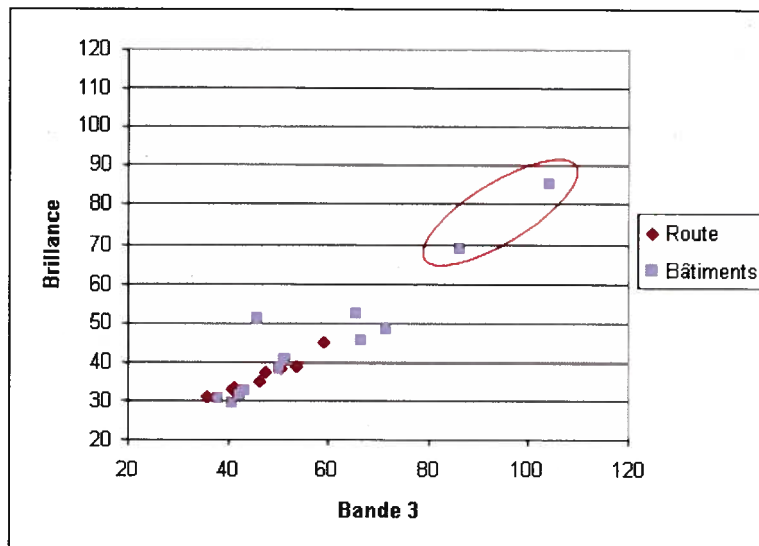


Figure 4.14. Réponse spectrale de la surface routière et des bâtiments (bandes de brillance et rouge)

La partie suivante décrit les problèmes de l'extraction des petites rues. Trois types de petites rues se trouvent dans la zone d'étude. Le premier type comprend les rues dans le vieux quartier, qui sont d'une largeur de 10-15m. Elles se confondent avec des bâtiments, des arbres et des véhicules (exemples montrés dans la figure 4.15).

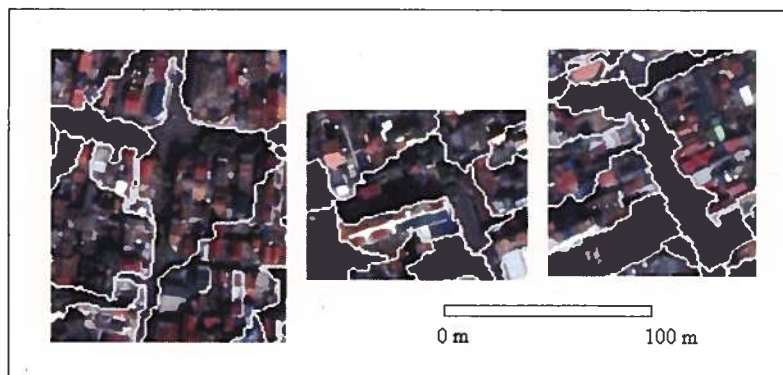


Figure 4.15. Segmentations des petites rues dans le vieux quartier (à l'échelle 10)

Le deuxième type, se situant dans le quartier français, comprend des rues plus larges (de 20 à 30 m) et parsemées de végétation. La segmentation des rues de ce quartier a été la moins satisfaisante (comme démontre l'exemple dans le panneau gauche de la figure 4.16), bien qu'elle soit satisfaisante pour les rues qui ne sont pas bordées d'arbres.

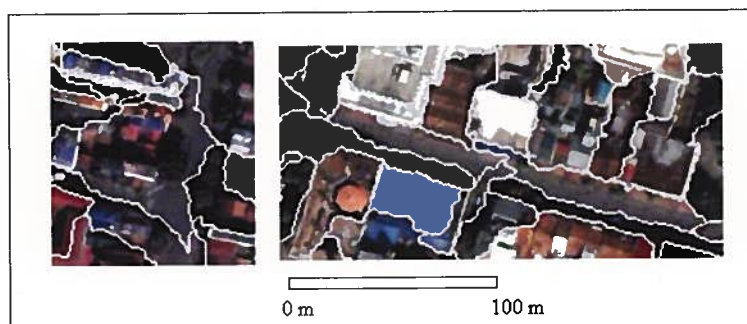


Figure 4.16. Segmentation des petites rues dans le quartier français (à l'échelle 10)



Figure 4.17. Segmentation des petites rues dans le quartier spontané (à l'échelle 10)

Le dernier type de petite rue se situe dans le quartier spontané à l'est de la zone d'étude. La segmentation des rues de cette zone est satisfaisante à cause de l'absence d'arbres, tel qu'illustré en 4.17. Comme l'extraction des petites rues est pour le moins insatisfaisante, nous les avons délimitées à l'aide d'une carte routière à l'échelle de 1:50 000.

4.1.4. Extraction des îlots de bâtiments résidentiels

A) Segmentation

Cette classification est basée sur les classes de végétation qui proviennent de la classification de l'image et sur le réseau routier qui provient de la source cartographique. Nous avons créé une bande raster binaire composée de 0 et de 1, dont les pixels associés à la végétation et au réseau routier ont la valeur 0. Nous avons ensuite vectorisé cette bande (avec le logiciel ArcGIS) afin d'obtenir les polygones des zones de végétation et de routes. La segmentation a été ensuite effectuée sur une combinaison de quatre bandes d'origine, la bande raster et la bande vectorielle. Nous constatons que la segmentation de la classe des bâtiments est contrôlée par le masque constituant la végétation et le réseau routier. Les îlots résidentiels de forme très allongée se trouvant en bordure du fleuve (rive gauche), malgré que leur forme ne soit pas compacte, ont été bien segmentés grâce à ce masque.

Après plusieurs essais de segmentation, nous avons fixé l'échelle à 70. Nous avons fixé la compacité à 0,9 et varié la valeur de couleur de 0,1 à 0,8. Les taux d'exactitude changent légèrement en fonction de la couleur et ils ont tendance à augmenter dans la même direction (figure 4.18). La valeur optimale est atteinte quand la valeur de couleur est à 0,5.

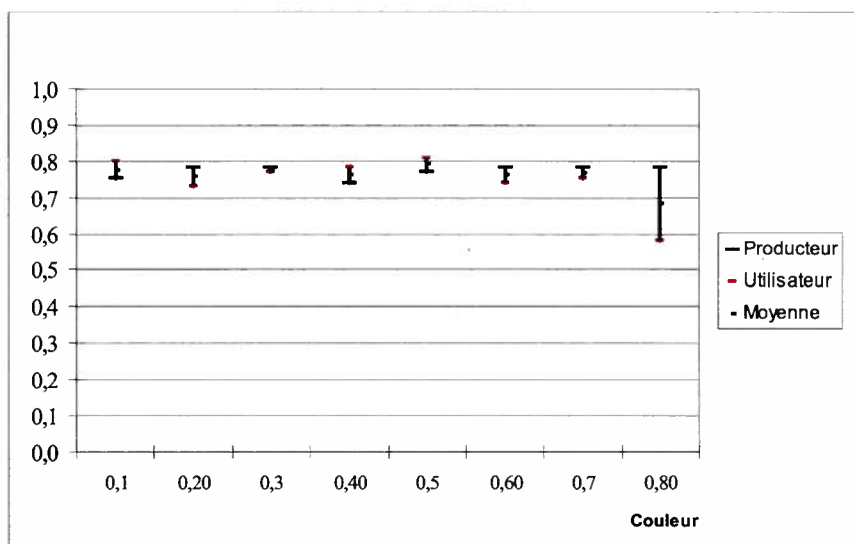


Figure 4.18. Exactitude des segmentations produites avec une compacité de 0,9

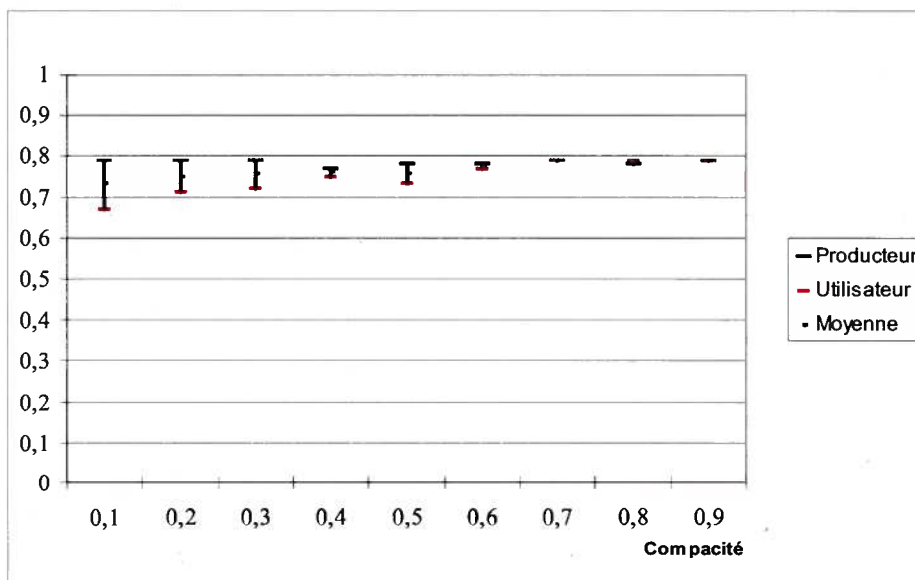


Figure 4.19. Exactitude des segmentations produites par l'indice de couleur de 0,5

En fixant la couleur à 0,5 nous avons testé des valeurs de compacité variant de 0,1 à 0,9. Les taux d'exactitude se trouvent sur la figure 4.19. Les taux d'exactitude ont tendance à augmenter pour se stabiliser à partir d'une valeur de compacité de 0,6.

La segmentation optimale pour les bâtiments résidentiels atteint 80% d'exactitude avec un indice de couleur de 0,5 et un indice de compacité de 0,6. Comme les îlots ont une forme particulière, le paramètre de couleur joue un rôle moins important lors de la segmentation des îlots que des autres classes. Le paramètre de compacité, quant à lui, résulte en une sur-segmentation s'il est bas (comme le montre le panneau gauche de la figure 4.19), mais en une segmentation adéquate s'il a une valeur élevée (comme l'illustre le panneau droit de la figure 4.20). Ceci s'explique par le caractère compact des formes rectangulaires associées aux îlots résidentiels.

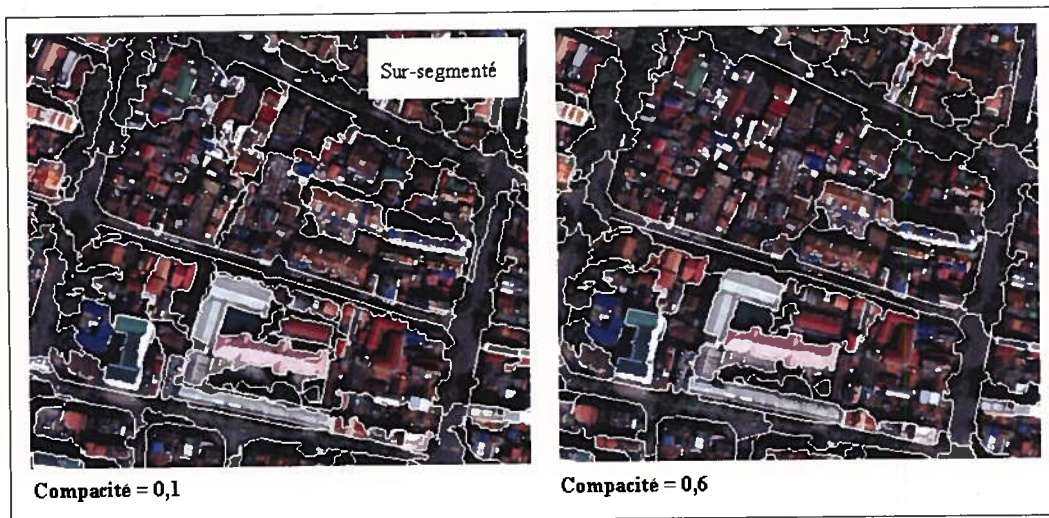


Figure 4.20. Comparaison des segmentations à deux niveaux de compacité

B) Règles d'attributs

Lors de la classification, nous avons identifié deux classes : « masque » et « îlots résidentiels ». La hiérarchie des classes de cette classification est présentée dans la figure 4.21.

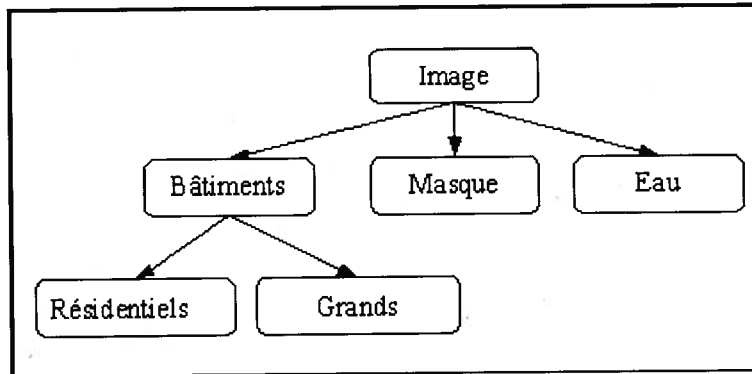


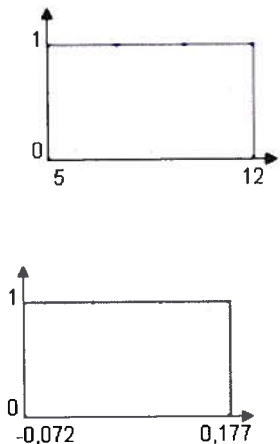
Figure 4.21. Hiérarchie des classes de l'extraction des îlots résidentiels

La classe « masque » regroupe tous les objets appartenant au réseau routier et à la végétation. Comme le réseau de routes et les bâtiments ont une réponse spectrale similaire, la classe de « masque » nous permet d'éliminer la confusion entre ces deux classes.

Les règles d'attributs sont présentées dans le tableau 4.7. En ce qui a trait à la réponse spectrale, nous avons utilisé une bande constituée du réseau routier et de la végétation pour identifier la classe de « masque ». La classe de « îlots résidentiels » ayant une réponse spectrale assez faible, nous avons fixé les indices de brillance, de coloration et de contraste avec les objets voisins à des seuils faibles. Comme les îlots sont très texturés, les attributs texturaux nous permettant de détecter l'hétérogénéité sont importants. Comme les îlots ont aussi une taille assez grande et une forme souvent carrée, les attributs de superficie et de longueur /largeur ont été utilisés.

Tableau 4.7. Règles d'attributs de la classe « îlots résidentiels »

Types	Masque	Îlot
R.S.	Moyenne de bande 5 < 0,32	Brillance < 54,83 Coloration Contraste aux voisins (bande 4) \leq 240

T.	N.A.	 <p>Dissimilarité (bande 3, dir 0) Entropie (bande 3, dir 0) $\geq 6,918$</p>
G.	N.A.	<p>Superficie > 100 m²</p> <p>Longueur /Largeur < 5</p>
C	N.A.	<p>Différents de « masque »</p>

4.1.5. Comparaison avec la classification par pixel

Afin de connaître l'avantage de la classification orientée objets par le logiciel Definiens, nous avons fait une classification par pixel. Elle contient neuf classes : l'eau, les arbres, la pelouse, la surface minérale grise, la surface minérale blanche, les bâtiments à toits rouges, les bâtiments à toits bleus, les bâtiments à toits gris et l'ombre. Ces classes ont été choisies en fonction de la réponse spectrale des pixels. La classification a été calculée en se basant sur des échantillons d'entraînement. Le résultat de la classification est présenté dans la figure 4.22. La fenêtre présentée sur la figure a été choisie pour mettre en évidence les détails.

La classification par pixel produit une carte parsemée de taches ne correspondant pas aux types d'objets recherchés. Dans cette classification, nous reconnaissons les grandes rues, mais la confusion entre les bâtiments à toit gris et les rues (surface grise) atteint 61,43%. Il y a de plus une confusion entre les deux classes de végétation, soit la pelouse et les groupes d'arbres,

ce qui exagère la présence de la pelouse. En réalité, les surfaces de pelouse sont rares dans la zone d'étude, à l'exception de deux terrains de sport. (Note: La zone d'étude se compose des quartiers résidentiels très denses et de bureaux et de services gouvernementaux.). Les courts de tennis sont classifiés en deux classes : surface minérale grise et bâtiments à toits gris. Finalement, un grand bâtiment dont le toit a deux couleurs différentes est classifié en deux classes. Cela vient du fait que l'image Quickbird contient peu de bandes spectrales ce qui cause une confusion entre les classes ainsi qu'une séparabilité faible dans certaines classes composées des divers matériaux. Le résultat de la classification conventionnelle par pixel est limité par rapport à une classification orientée objets, ce qui est confirmé par plusieurs travaux de recherche antérieurs.

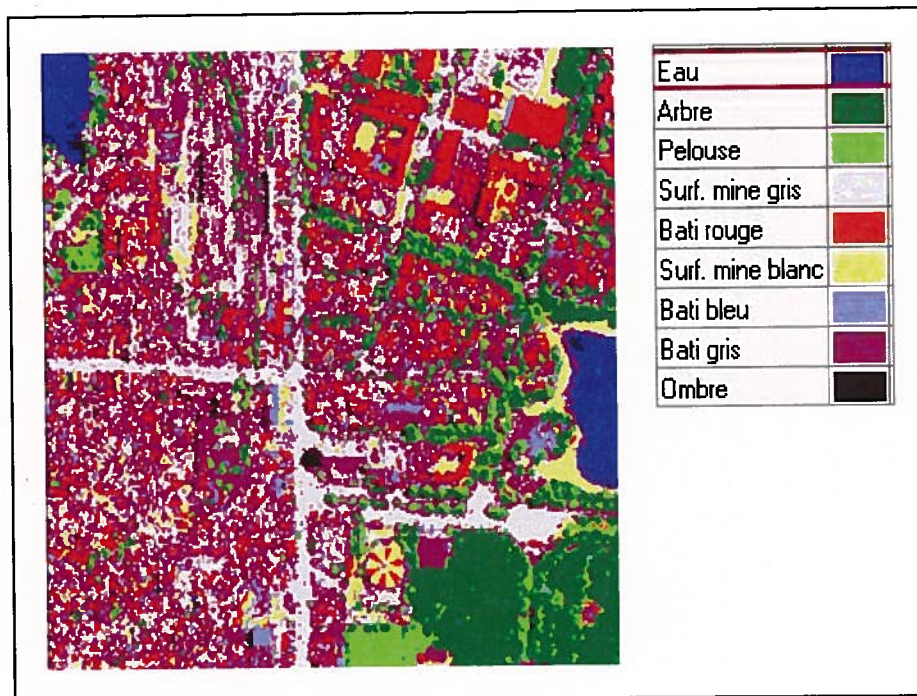


Figure 4.22. Classification par pixel

4.1.6. Conclusion partielle du traitement de l'image

Les classes ont été obtenues avec des taux d'exactitude assez encourageants et variant de 73% à 97%. Néanmoins, la classe de « arbres isolés », avec un taux de 34%, et les petites rues

inadéquatement segmentées sont des faiblesses de notre traitement de l'image. Quant à la segmentation, les paramètres optimaux sont résumés dans le tableau 4.8. Les échelles utilisées sont proportionnelles à la taille des objets, comme l'échelle 100 pour l'extraction du fleuve et l'échelle 25 pour la classe des arbres de rues. Les bandes choisies sont les bandes d'origine de l'image, sauf pour la segmentation de la végétation où l'utilisation de la bande de NDVI a été plus rapide et a donné un meilleur taux d'exactitude. Les deux derniers ratios, couleur/forme et compacité/lissage, ont été les plus difficiles à déterminer. Nous avons donc réalisé plusieurs tests empiriques de segmentation afin de connaître l'effet de chaque ratio sur la qualité de la segmentation ainsi que sur l'interaction entre les ratios.

Tableau 4.8. Paramètres et taux d'exactitude de la classification orientée vers l'objet

Classes	Exactitude moyenne (%)	Paramètres optimaux de segmentation			
		Échelle	Bandes	Couleur	Compacité
Lacs	97	100	4 bandes Quickbird	1	0
Fleuve	98	100	4 bandes Quickbird	1	0
Zones agricoles	91	100	NDVI	0,3	0,5
Arbres de parc	87	50	NDVI	1	0
Arbres de rue	73	25	NDVI	1	0
Arbres isolés	34	25	NDVI	1	0
Route	84	10-50	4 bandes Quickbird	0,8	0,3
	85	15-50	4 bandes Quickbird	0,5	0
Ilots résidentiels	80	70	4 bandes Quickbird	0,5	0,6

Pour le ratio couleur/forme, la couleur a été privilégiée par rapport à la forme quand l'objet à extraire avait une réponse spectrale distincte, comme pour les classes « lacs », « fleuve », « arbres de parc », « arbres de rue », « arbres isolés » et « route ». Dans les autres classes, la

couleur est moins importante car l'objet a une forme particulière. Quant au ratio de compacité/lissage, les tests ont révélé qu'une forte compacité était utile pour segmenter les objets ayant une forme rectangulaire comme les îlots résidentiels. Une faible compacité est utile pour segmenter les objets de la classe « route » car ils ont une forme allongée. En outre, il est possible qu'une classe soit obtenue par deux combinaisons distinctes de paramètres de segmentation, comme la classe « route ». Les règles d'attributs utilisées lors de la classification sont assez simples pour certaines classes comme « lacs » et « fleuve » ayant une réponse spectrale distincte sur l'image. Le tableau 4.9 résumant le nombre des attributs pour chaque classe montre que les classes du type « route » sont les plus difficiles à identifier avec précision. La classe « îlots résidentiels » exige aussi un nombre important d'attributs tandis que les classes de végétation en exigent moins.

Tableau 4.9. Nombre d'attributs utilisés pour l'extraction des classes

Classes	Types d'attributs				Total
	R.S.	T	G	C	
Lacs	1	1	1	0	3
Fleuve	1	1	0	0	2
Zones agricoles	1	1	1	2	5
Arbres de parc	1	1	2	2	6
Arbres de rues	1	0	2	1	4
Arbres isolés	1	0	2	1	4
Route 1	6	1	3	1	11
Route 2	5	2	2	2	11
Route 3	4	0	0	2	6
Route 4	4	0	0	2	6
Ilots résidentiels	3	2	2	1	8

De façon à permettre au lecteur de visualiser l'ensemble des résultats de notre classification, nous avons superposé toutes les classifications (figure 4.23). Les chevauchements entre les classes sont négligeables (0,4%) et ne sont pas visuellement détectables. Les classes extraites sont utilisées pour le calcul des indicateurs de qualité de vie dans la section 4.3 de ce chapitre.

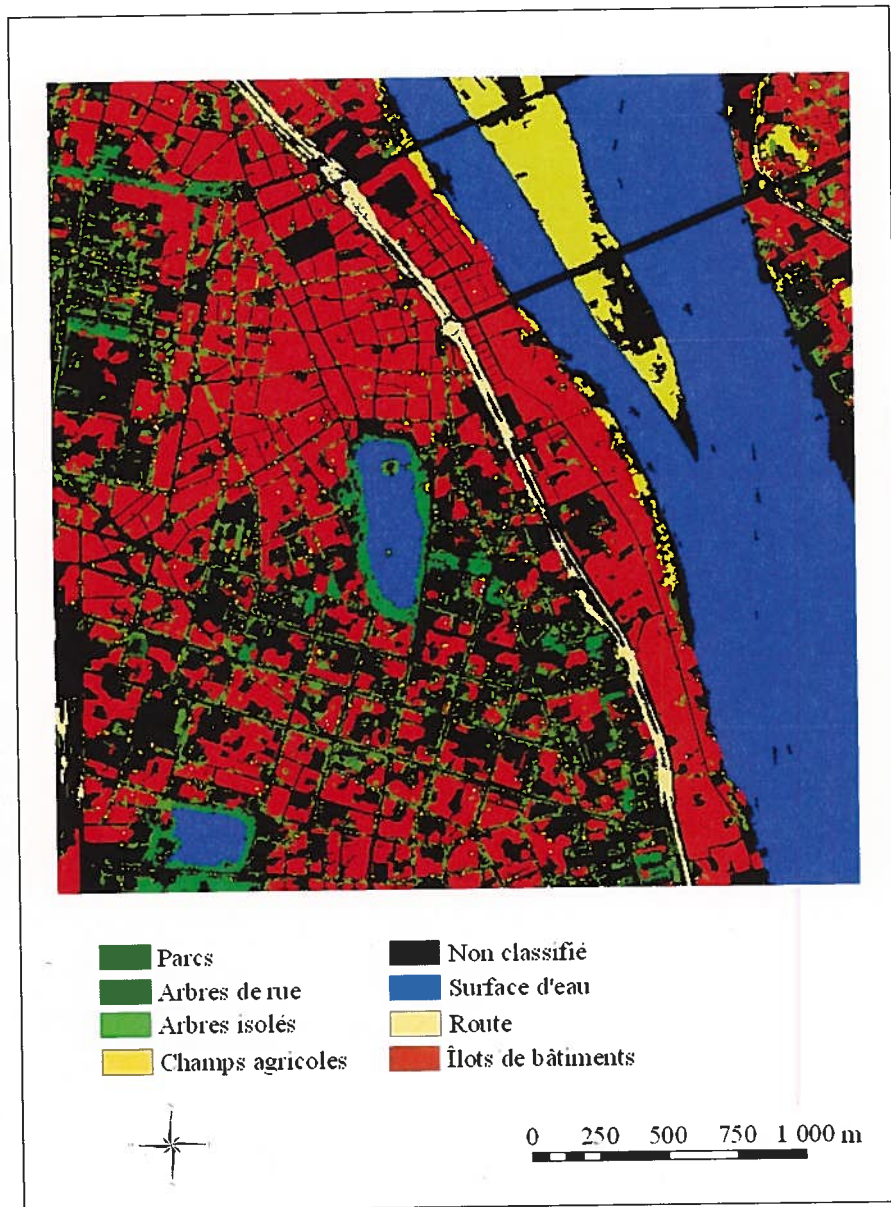


Figure 4.23. Classes extraites de l'image Quickbird par la méthode orientée objets

4.2. Indicateurs calculés à partir de sources cartographiques

Les indicateurs extraits à partir de sources cartographiques sont présentés dans la figure 4.24.

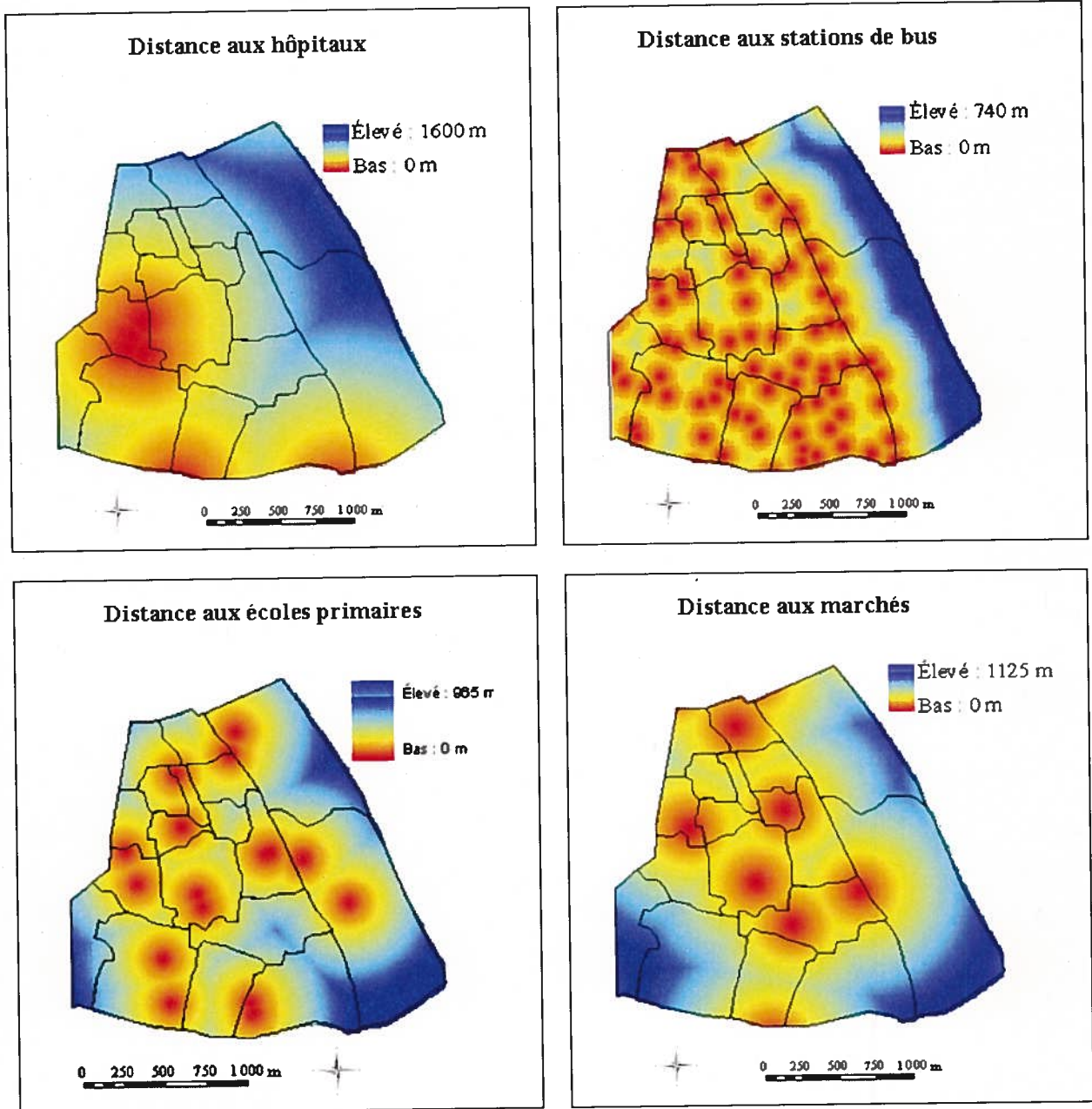


Figure 4.24. Indicateurs de distance aux hôpitaux, bus, écoles, et marché

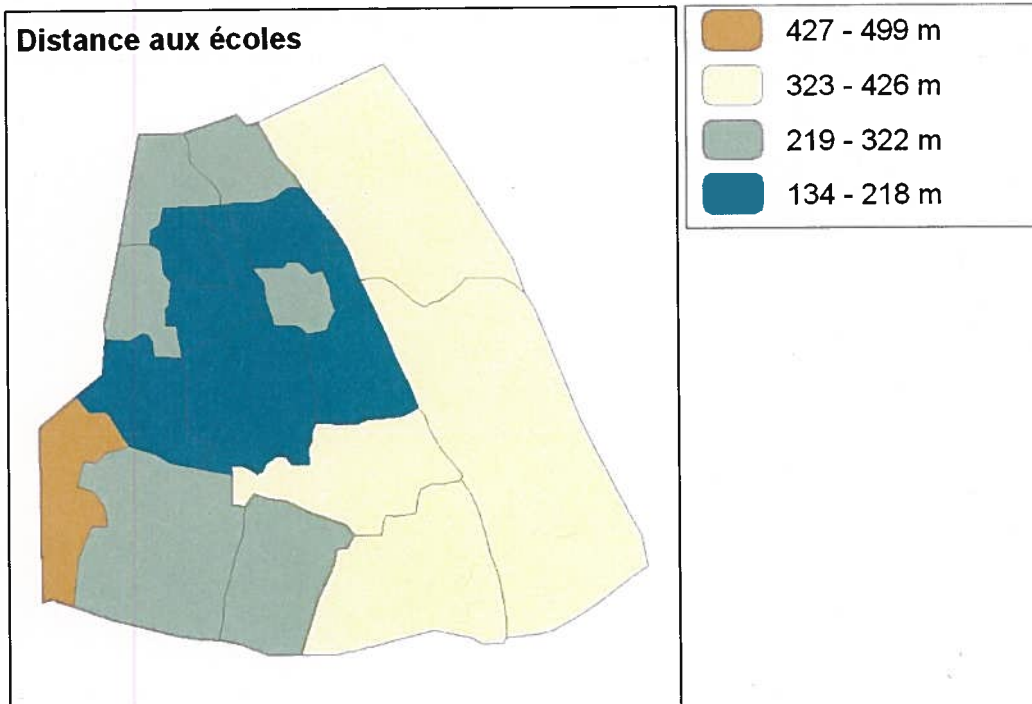
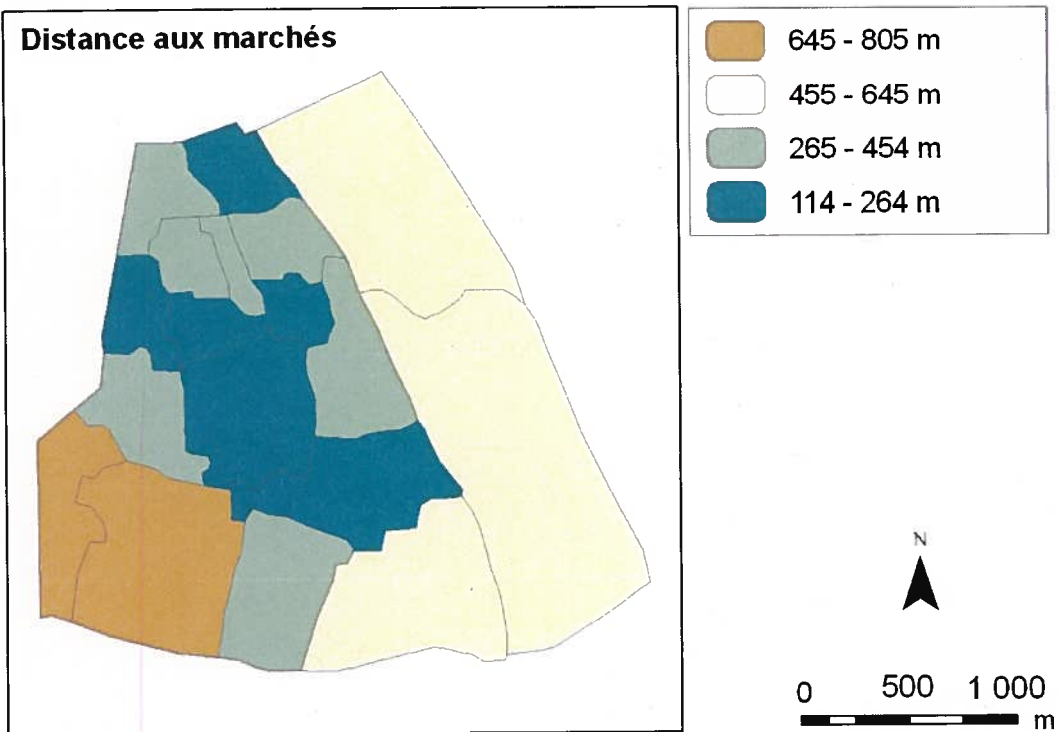
Ces indicateurs de distance sont présentés sous forme de cartes matricielles superposées au contour administratif des 18 quartiers se trouvant sur la zone d'étude. Les couleurs variant du rouge au bleu représentent la distance aux services, le rouge symbolisant une faible distance.

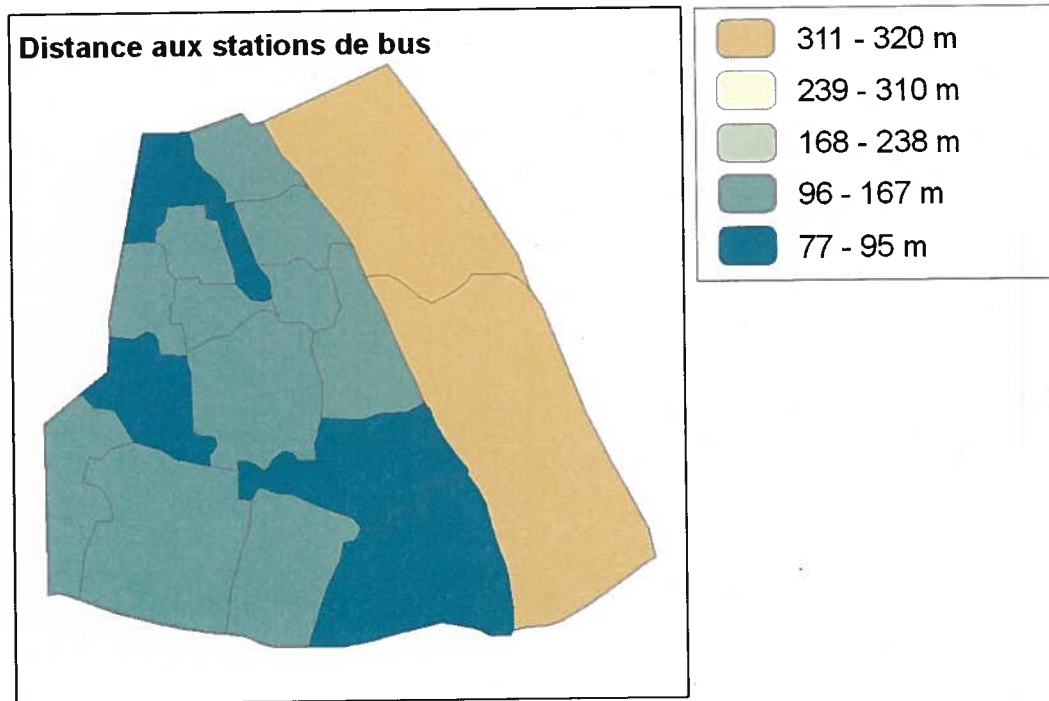
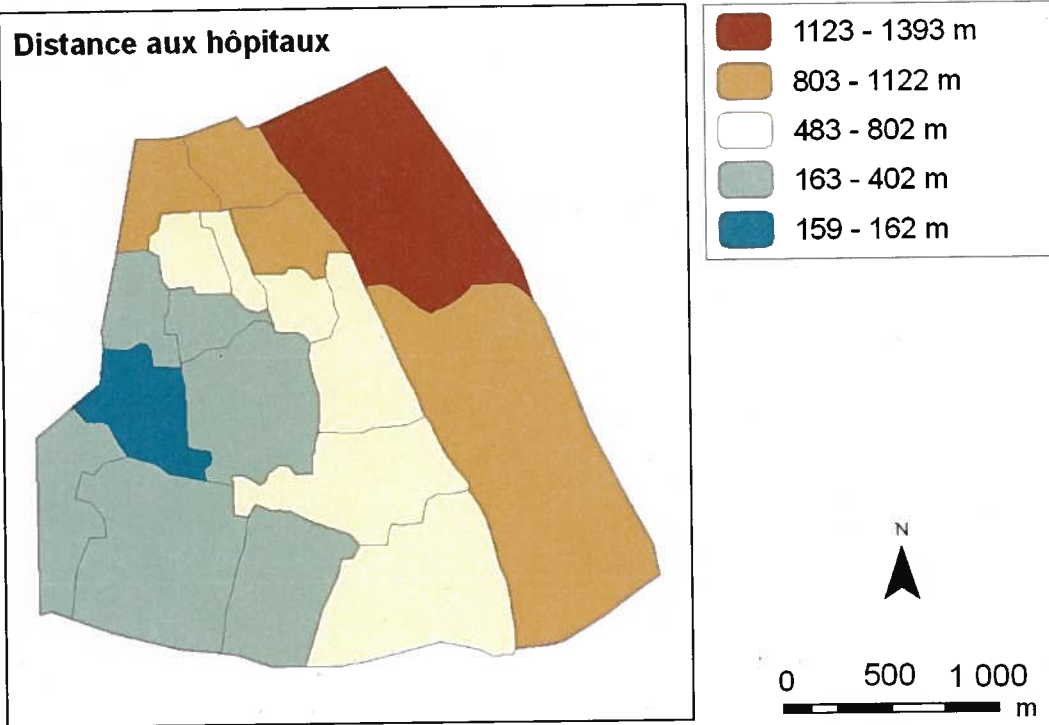
4.3. Analyse statistique et corrélation des indicateurs de qualité de vie

4.3.1. Distribution et auto-corrélation spatiales des indicateurs

Les valeurs des indicateurs (données dans l'annexe) sont affichées sur une présentation cartographique afin de révéler leur différence spatiale. La figure 4.25 présente les cinq indicateurs du groupe de commodité. La couleur jaune indique la valeur moyenne des données, les couleurs froids indiquent les valeurs inférieures à la moyenne tant dis que les couleurs chaudes les valeurs supérieures à la moyenne.

Parmi les services urbains, la distance moyenne aux hôpitaux est la plus importante, variant de 150m à 1300m en augmentant d'ouest en est dans le district. Les stations de bus sont les plus accessibles en termes de distance. Dans la plupart des quartiers, la distance moyenne aux bus est de 77m à 150m, sauf dans les deux quartiers les plus à l'est.





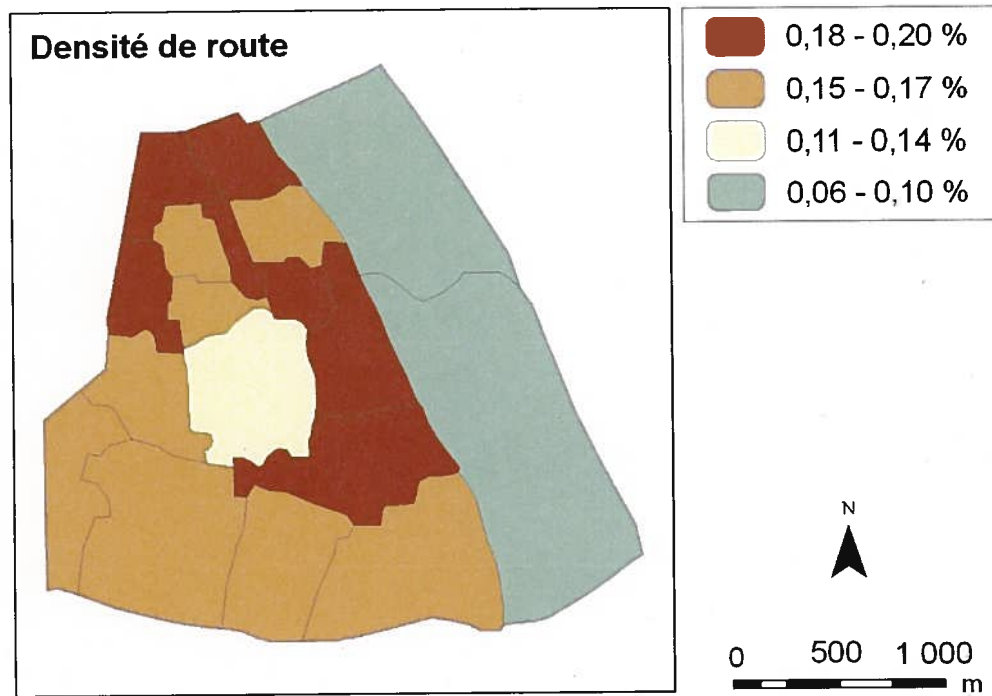
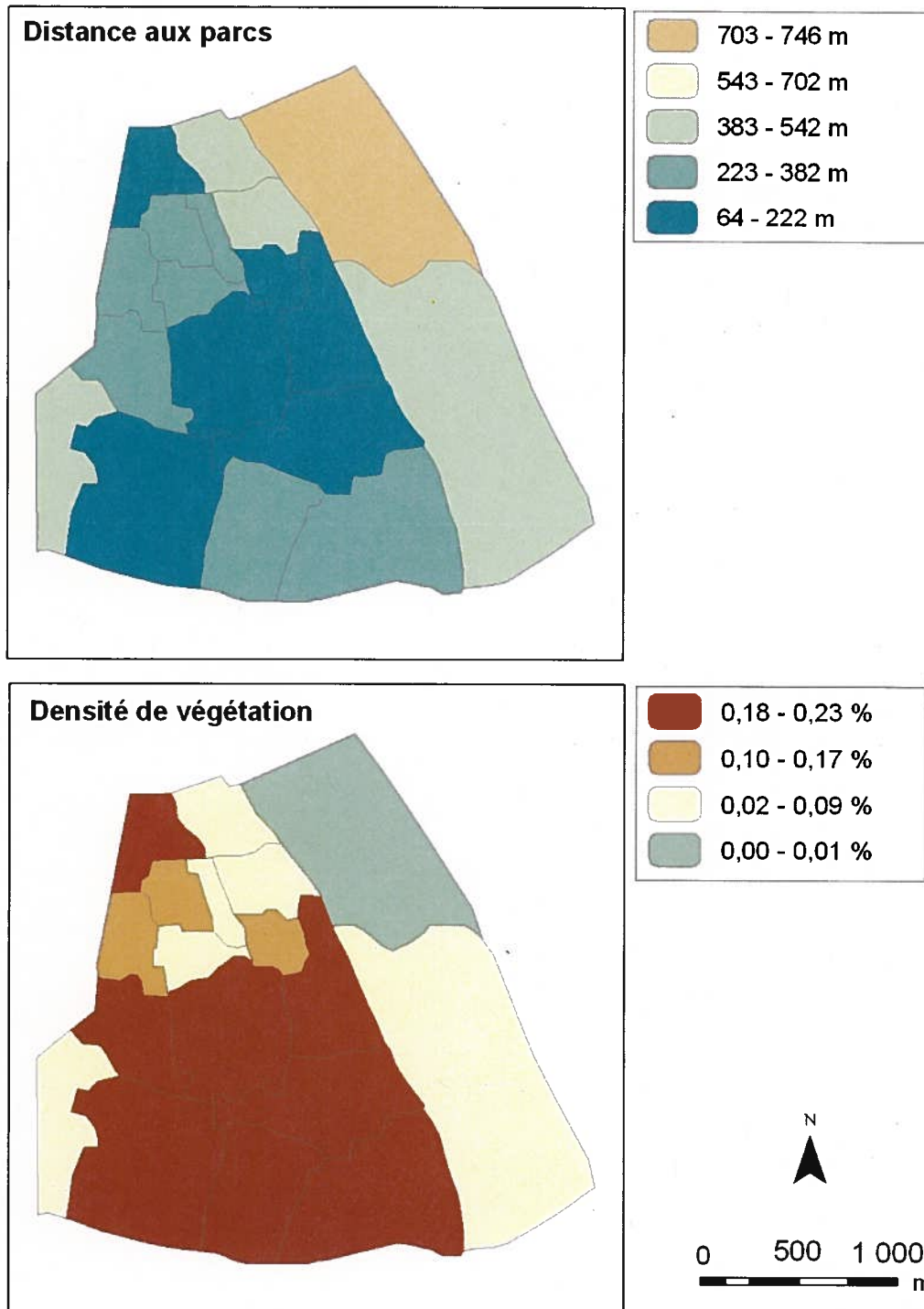


Figure 4.25. Présentation cartographique des indicateurs du groupe de commodité

La distance aux marchés varie de 150m à 800m, les marchés étant concentrés dans le centre de la zone d'étude. Comme les écoles primaires sont distribuées de manière plus dispersée, la distance aux écoles varie de 150m à 300m. La densité des routes est la plus faible dans les quartiers les plus à l'est (6%) et devient plus forte au centre du district (20%), sauf dans le quartier central dont une importante superficie est occupée par le lac Hoàn Kiếm.



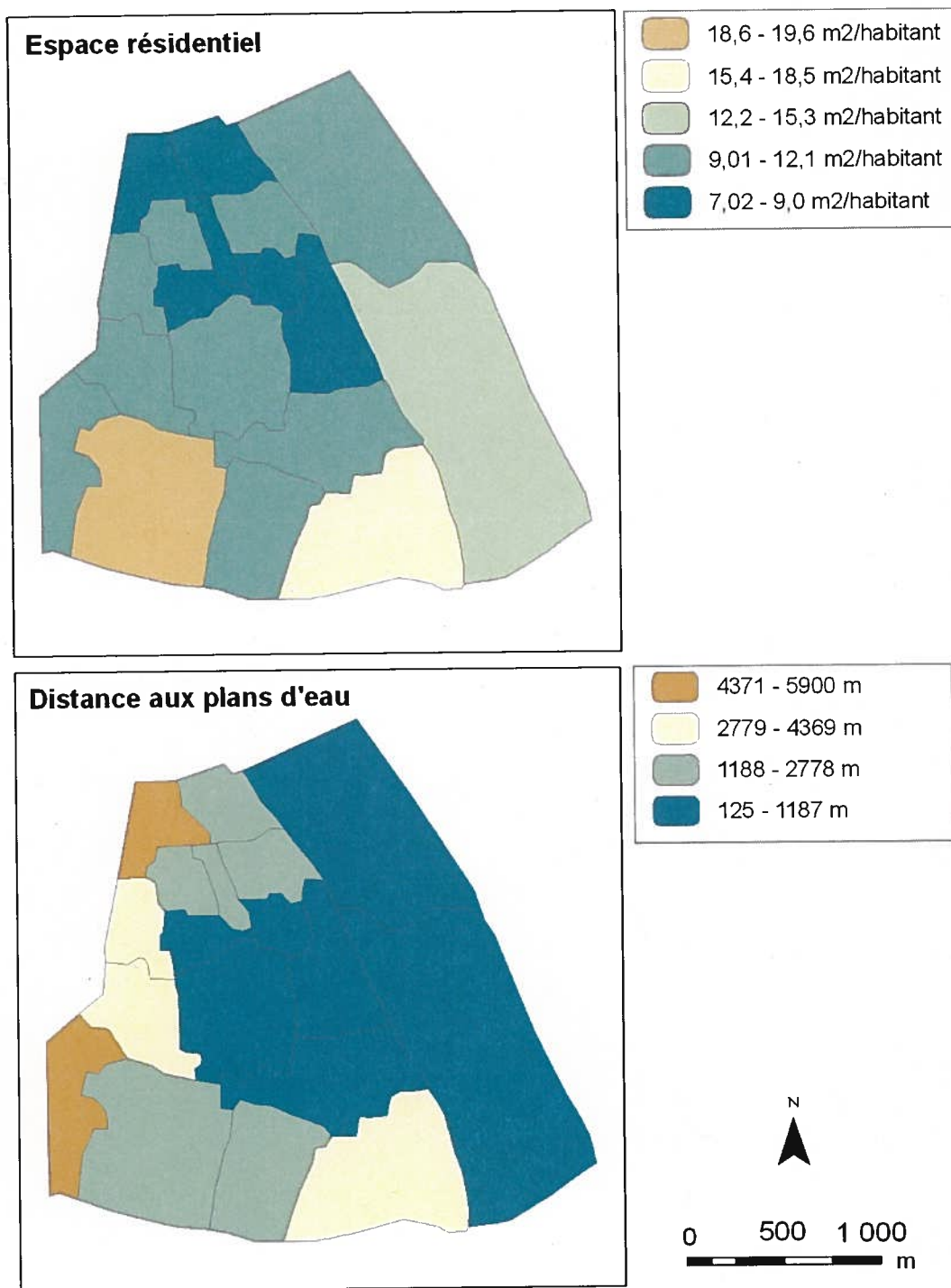


Figure 4.26. Présentation cartographique des indicateurs du groupe d'aménité

La figure 4.26 présente les quatre indicateurs du groupe d'aménité. La carte de la distance moyenne aux parcs montre que la plupart des quartiers dispose d'une distance inférieure à 550m et inférieure à la valeur moyenne car il y a un quartier (Phúc Tân) disposant d'une grande distance qui augmente la valeur moyenne. L'accès aux parcs est meilleur dans le centre. Quant à la densité de végétation urbaine, les quartiers au sud se situant dans le quartier français en ont une plus forte densité, les quartiers dans le vieux Hanoi au nord en ont moins et les quartiers à l'est en manquent. L'espace résidentiel par habitant est bas dans la plupart des quartiers. Il est le plus bas dans le vieux Hanoi (7 - 8,5m²/habitant), augmente légèrement dans les quartiers autour (8,5 - 14m²/habitant) et est le plus élevé dans deux quartiers du sud (14 - 20²m/habitant). La distance aux plans d'eau est similaire dans tout le district, étant évidemment plus faible près du fleuve (est) et des lacs (centre et sud-ouest).

Outre la distribution spatiale des indicateurs, nous avons mesuré l'auto-corrélation spatiale (i.e. le degré de concentration des différents indicateurs) avec l'indice I de Moran, calculé de deux façons (voir 3.7 pour les méthodes de calcul). Les indicateurs sont bel et bien auto-corrélés, ce qui veut dire qu'ils tendent à être regroupés dans certains endroits, si la valeur p est supérieure à 0,05. Dans notre cas, les indices I ainsi que leur valeur p (tableau 4.10) montrent qu'il n'y a pas d'auto-corrélation spatiale, sauf pour l'indicateur de distance aux plans d'eau.

Tableau 4.10. Indices Moran I et leur valeur p calculés pour les indicateurs

Indicateurs	Contiguïté Queen		Distance	
	Moran I	Valeur-p	Moran I	Valeur-p
Distance aux parcs	-0,08		-0,03	
Densité de végétation urbaine	0,06		0,06	
Espace résidentiel	0,02		0,04	
Distance aux plans d'eau	0,22	0,03	0,22	0,03
Distance aux hôpitaux	0,20		0,15	
Distance aux bus	-0,07		0,06	

Distance aux marchés	0,01	-0,06
Distance aux écoles primaires	-0,13	-0,11
Densité des routes	0,09	0,00

(Note : seules les valeurs p égales ou inférieures à 0,05 sont présentées dans ce tableau)

4.3.2. Corrélation entre les indicateurs

La corrélation de Pearson entre les indicateurs de commodité a été calculée. Les coefficients de corrélation et leur valeur p sont présentés dans le tableau 4.11. Un coefficient est significatif si sa valeur p est supérieure à 0,05. Il y a de fortes corrélations entre 1) la distance aux arrêts de bus et la densité des routes, 2) la distance aux marchés et la distance aux écoles, et 3) la distance aux bus et la distance aux hôpitaux. Les corrélations 1 et 3 sont attendues, des stations de bus étant installées près des hôpitaux et des routes principales pour faciliter leur accès aux utilisateurs. La corrélation 2 n'est peut-être qu'une coïncidence. Quant aux indicateurs du groupe d'aménité, leur corrélation est présentée dans le tableau 4.12. Les indicateurs de distance aux parcs et de densité de végétation urbaine sont inversement proportionnels, autrement dit les quartiers sont loin des parcs ont moins de verdure. Ce fait s'explique par la présence d'arbres dans les parcs.

Tableau 4.11. Corrélation entre les indicateurs du groupe de commodité

		Dist. hôpitaux	Dist.bus	Dist. marchés	Dist. écoles	Densité routes
Dist. hôpitaux	Coef.					
	valeur p		0,01			
Dist.bus	Coef.					
	valeur p			0,06	0,05	0
Dist. marchés	Coef.					
	valeur p				0	0,01

Dist. écoles	Coef. valeur p
Densité routes	Coef. valeur p

(Note : seules les valeurs p égales ou inférieures à 0,05 sont présentées dans ce tableau)

Tableau 4.12. Corrélation entre les indicateurs du groupe d'aménité

		Dist. parcs	Dens. végétation	Dens. bâtiment	Dist. eau
Dist. parcs	Coef.			-0,66	
	valeur p			0	
Dens. végétation	Coef.				
	valeur p				
Esp. résidentiel	Coef.				
	valeur p				
Dist. eau	Coef.				
	valeur p				

(Note : seules les valeurs p égales ou inférieures à 0,05 sont présentées dans ce tableau)

4.4. Analyse des enquêtes

Dans cette section, nous analysons les résultats de l'enquête auprès des experts, notamment la variation de leur réponse. Nous allons ensuite les comparer avec les résultats de l'enquête réalisée par le projet HAIDEP afin de savoir si les deux enquêtes concordent.

L'enquête a été effectuée auprès de huit experts dont le profil est donné dans le tableau 4.13. La description plus détaillée sur leur profil se trouve dans l'annexe.

Tableau 4.13. Nom et spécialité des experts

Nom	Profession
Vũ Chí Đông	Urbaniste (spéc. Plannification)
Nguyễn Ngọc Nga	Géographe urbain
Chu Xuân Huy	Géographe urbain
Vũ Anh Tuấn	Géographe urbain
Nguyễn Anh Tuấn	Urbaniste (spéc. Transport)
Liêu Quang Hải	Urbaniste (spéc. Drainage hydraulique)
Hoàng Đình Giáp	Urbaniste (spéc. Drainage hydraulique et conditions d'hygiène)
Trần Ngọc Linh	Architecte

Pour examiner si les réponses des experts divergent, nous utilisons les valeurs mode (la valeur la plus commune), médiane (la valeur qui sépare l'avis des experts en deux groupes égaux en nombre), moyenne et écart-type. Les réponses sur la satisfaction quant à la commodité, sont données dans la figure 4.27.

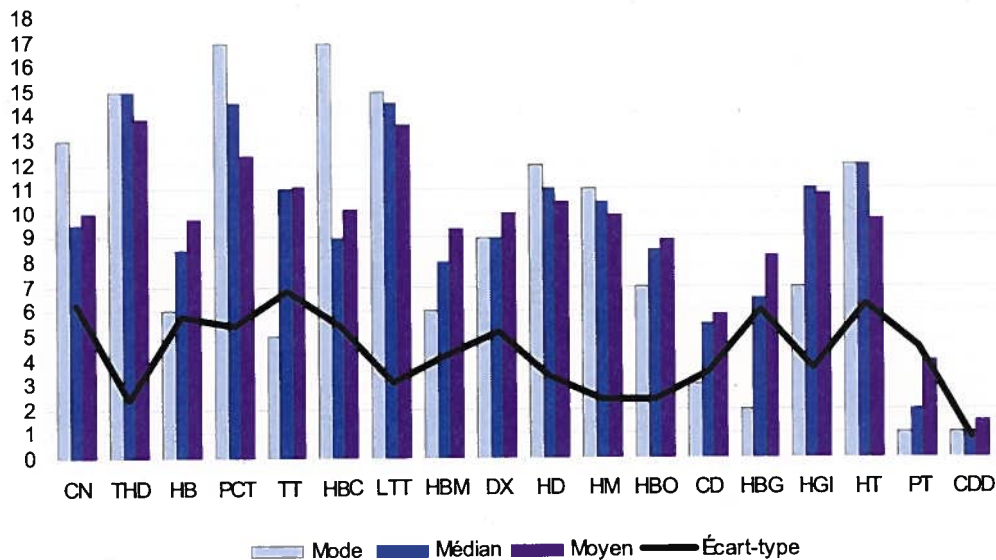


Figure 4.27. Valeurs résumant la variation des avis des experts (la commodité)

Nous constatons que certains quartiers ont des cotes significativement différentes car la valeur mode et moyenne ne coïncident pas et l'écart-type est important. Par exemple, le quartier Hàng

Bông reçoit des avis différents par tous les experts. Le quartier Cờ Nam n'est jugé de basse satisfaction que par les deux experts en drainage hydraulique et Hàng Trống jugé de satisfaction élevée que par deux experts en drainage et l'expert architecte. Par contre, les experts semblent être d'accord sur les quartiers Phúc Tân et Chương Dương Độ, soit les moins bons en termes de la commodité. Nous avons fait une analyse factorielle sur les avis des experts, qui nous révèle trois types d'opinions (tableau 4.14). Le premier regroupe cinq experts, à l'exception de deux experts géographes Nguyễn Ngọc Nga et Chu Xuân Huy (dans le deuxième type de réponse) et l'urbaniste Nguyễn Anh Tuấn (dans le troisième type de réponse). Ce dernier partage son évaluation avec un autre urbaniste et l'architecte. Nous pouvons déduire que le premier type d'opinions est assez universel, le deuxième type reflète le est plutôt géographe et le troisième est urbaniste.

Tableau 4.14. Analyse factorielle des opinions des experts sur la commodité

Experts	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
Vũ Chí Đông	0,992		
Nguyễn Ngọc Nga		0,898	
Chu Xuân Huy		0,987	
Vũ Anh Tuấn	0,769		
Nguyễn Anh Tuấn			0,987
Liêu Quang Hải	0,609		0,407
Hoàng Đình Giáp	0,796		
Trần Ngọc Linh	0,417		0,49

Quant aux réponses sur la satisfaction reliée l'aménité, leur valeur mode, moyenne, médiane et écart-type sont données dans la figure 4.28.

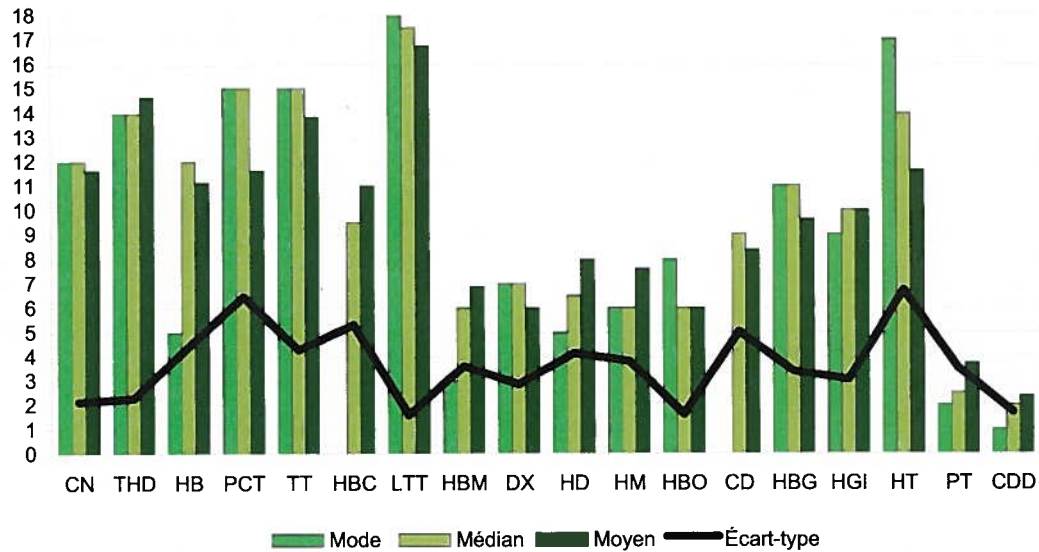


Figure 4.28. Valeurs résumant la variation des avis des experts (l'aménité)

La figure 4.28 nous indique que les quartiers Hàng Bạc et Cửa Đông n'ont pas de valeur mode car ils sont évalué par huit avis différents. Les quartiers dont les cotes les plus variables sont Phan Chu Trinh et Hàng Trống. Ils sont évalués de mauvaise aménité par six experts mais de bonne aménité par deux urbanistes de drainage et par l'architecte.

Nous avons effectué une analyse factorielle aussi des opinions sur l'aménité, qui nous a révélé quatre groupes d'opinions différentes (tableau 4.15). Nous constatons que les urbanistes et les géographes ont des évaluations similaires (groupe 1) sauf les deux experts en drainage (groupe 2 et 3). Cela s'explique probablement que les deux derniers ont évalué les quartiers avec plus de connaissances sur le système de drainage que les autres. Dans le quatrième groupe, se trouvent l'opinion de l'architecte et un des deux experts en drainage.

Tableau 4.15. Analyse factorielle des opinions des experts sur l'aménité

Experts	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	Facteur 1
Vũ Chí Đông	0,41			
Nguyễn Ngọc Nga	0,41			
Chu Xuân Huy	0,44			
Vũ Anh Tuấn	0,43			
Nguyễn Anh Tuấn	0,43			
Liêu Quang Hải		-0,67	-0,45	-0,42
Hoàng Đình Giáp		-0,69	0,58	
Trần Ngọc Linh				0,84

Rappelons que ces enquêtes ont été effectuées à l'échelle des quartiers. L'analyse est basée sur un histogramme sur lequel nous comparons la relation entre les niveaux de satisfaction donnés par huit experts et par la population (figure 4.29). Le graphique vise à présenter le niveau de satisfaction moyen de commodité des services évalué par la population selon trois niveaux (moyen, bien, très bien), auxquels ont été croisés les dix-huit niveaux d'évaluation de la commodité par les experts. En haut de la figure, l'axe des X des graphiques représente les niveaux de satisfaction évalués par la population, soit 1, 2 et 3 (respectivement "moyen", "bien", "très bien") sur l'indicateur de commodité compilé par HAIDEP. L'axe des Y représente les dix-huit niveaux de valeur de commodité moyenne des quartiers évaluée par les experts. Ils ont été regroupés dans le graphique en fonction des trois niveaux de satisfaction évalués par la population (axe des X). Par exemple, pour les quartiers dont le niveau de satisfaction est estimé à 1 par la population, on calcule la moyenne des niveaux de satisfaction (de 1 à 18) évalués par les experts et représente cette valeur par les barres sur la figure (la barre bleu pour l'expert numéro 1, et ainsi de suite). Ensuite, on calcule les niveaux donnés par les experts pour les quartiers dont le niveau estimé par la population est 2 et 3. S'il y a une concordance entre la satisfaction évaluée par la population et celle évaluée par les experts, la valeur sur l'axe des Y (la hauteur des barres) doit monter en fonction de l'axe des X.

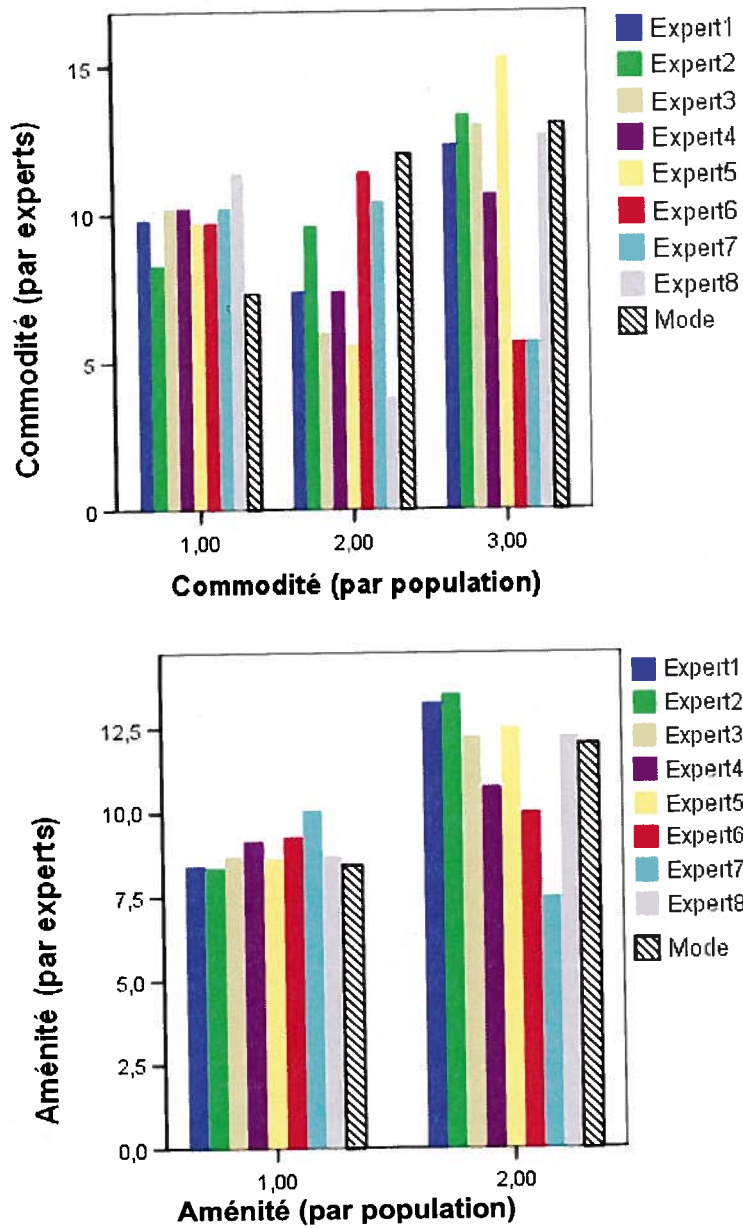


Figure 4.29. Comparaison de l'avis des experts et de la population sur deux groupes d'indicateurs

Ces graphiques montrent que pour l'indice de commodité, le niveau de satisfaction évalué par les experts correspond à peu près à celui donné par la population, bien qu'il y ait une légère

différence entre l'évaluation relative des experts et de la population pour les quartiers ayant des niveaux de satisfaction plus faible (première et deuxième colonnes du graphe de gauche). Pour l'indicateur d'aménité, les avis des experts correspondent aux avis de la population (sauf l'expert numéro 7). Les valeurs modales des opinions des experts correspondent bien à l'avis de la population pour les deux indices. Ces concordances suggèrent que l'avis des experts est relativement représentatif de celle de la population en général.

4.5. Pondération du groupe de commodité

4.5.1. Analyse en composantes principales du groupe de commodité

Nous avons effectué une analyse en composantes principales pour les indicateurs en suivant trois méthodes de rotations disponibles dans le logiciel SPSS (voir la section 3.8.1). Nous avons comparé les résultats de chaque méthode, soit le pourcentage de variance expliqué par chaque facteur et les scores qui représentent le poids des indicateurs dans chaque facteur. Les résultats des trois méthodes sont similaires, leurs valeurs différant seulement de 1-2% (voir les annexes). Nous retenons ici les résultats de la méthode Varimax qui est aussi la méthode de rotation la plus commune. Les résultats des deux autres méthodes sont présentés dans l'annexe.

L'analyse en composantes principales (avec la rotation de Varimax) a donné trois facteurs qui contiennent 52%, 24% et 16% de la variation des données, respectivement. Au total, elles totalisent 92,5% de la variance des données (les communalités sont données en annexes). Notre interprétation des résultats est basée sur les variables qui ont une corrélation forte (0,4 et plus) avec les facteurs (tableau 4.16) et sur la carte des poids locaux (Mignerou 1971; Morin 1975).

Le facteur 1 représente le transport en expliquant davantage la variance de la distance aux stations de bus (0,73) et aux marchés (0,51) et de la densité des routes (-0,96). Le facteur est

en hausse quand la densité de route baisse ou la distance aux stations de bus augmente. Sur la carte des poids locaux du facteur (figure 4.30), les poids maximaux du facteur se trouvent dans les quartiers de l'est (Phúc Tân, Chương Dương Độ) qui sont construits récemment sur une zone d'habitation spontanée, alors qu'ils ont une faible densité de route et sont loin des stations de bus. Les poids minimaux se trouvent dans les quartiers au nord-ouest et près du centre (marqués en bleu foncé sur la carte). Ce sont les quartiers construits depuis le XIXe ou pendant la colonisation française, donc leur densité de route est élevée. Ce facteur reflète alors le côté négatif et commode du réseau de transport, notamment du réseau routier. On l'appelle donc « inconvénient du transport ». Toutefois, il faut noter qu'il ne représente pas la qualité du réseau routier ni du service de bus car les derniers ne sont pas considérés dans cette étude.

Tableau 4.16. Coefficient de saturations des indicateurs sur les facteurs d'inconvénient

Indicateurs	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
Distance aux hôpitaux			0,96
Distance aux stations de bus	0,73		0,58
Distance aux marchés	0,51	0,76	
Distance aux écoles primaires		0,94	
Densité routes	-0,96		

(Note: La valeur négative indique une relation inversement proportionnelle entre l'indicateur et le facteur).

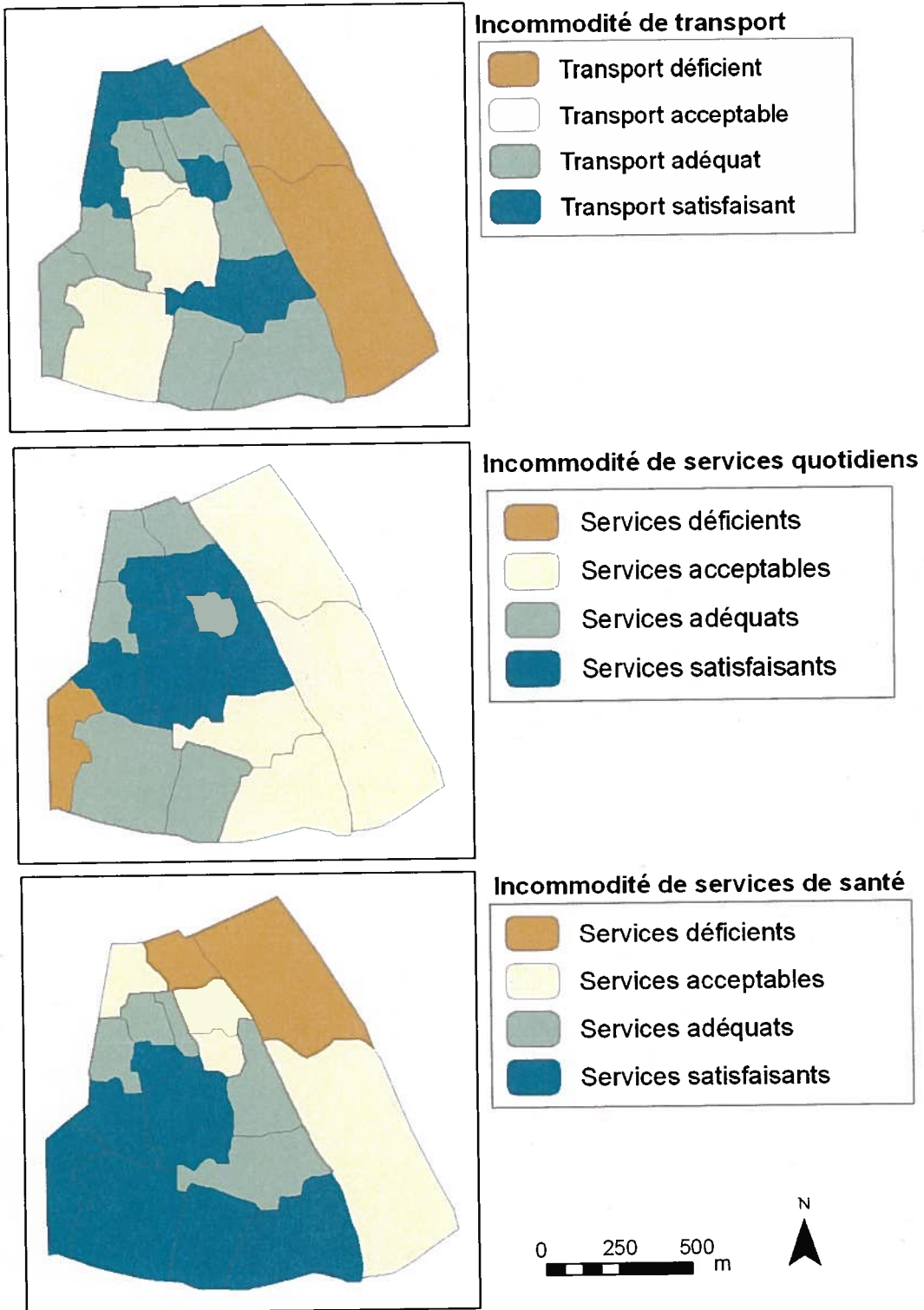


Figure 4.30. Carte des poids locaux des facteurs de commodité

Le deuxième facteur du groupe de commodité (dont la carte des poids locaux se trouve au milieu de la figure 4.30) représente l'accès aux services utilisés de façon quotidienne en expliquant de manière évidente la variance de la distance aux marchés (76%) et aux écoles primaires (94%). Elle est en hausse quand la distance aux deux types de services augmente, autrement dit quand les services sont loin. Cela indique que la hausse de ce facteur pourrait mener à la baisse de l'accessibilité aux services et de la qualité de vie (les quartiers marqués en jaune sur la carte des poids locaux). Le poids minimal de ce facteur se trouve dans les quartiers en bleu foncé au centre du district, qui sont les quartiers les plus commodes en termes de services des commerces et des écoles. On peut le nommer « l'incommodité des services quotidiens ». Le facteur ne reflète pas la qualité des services, qui ne sont pas intégrés dans la présente thèse, par exemple: qualité de l'enseignement, conditions d'hygiène des marchés ou diversité des produits dans les marchés.

Le dernier facteur du groupe (dont la carte des poids locaux se trouve en bas dans la figure 4.30) est relié aux services de santé en expliquant 96% de la variance de distance aux hôpitaux et aussi aux services de transport. Les quartiers ayant les poids minimaux sont à centre-ouest du district, où se trouvent les hôpitaux de la ville. Les quartiers ayant les poids maximaux, qui sont au nord et à l'est du district, sont loin des hôpitaux. On peut assigner à ce facteur le nom « incommodité des services de santé ». Il est en hausse signifiant une accessibilité limitée aux hôpitaux, c'est-à-dire une baisse potentielle de la qualité de vie. Ce facteur ne reflète pas la qualité des services hôpitaux de la ville. Les corrélations pour calculer les facteurs en fonction des indicateurs sont présentées dans le tableau 4.17.

Tableau 4.17. Corrélacion entre les indicateurs et les facteurs de commodité

Scores	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
Distance aux hôpitaux	-0,15	-0,02	0,76
Distance aux stations de bus	0,37	-0,09	0,30
Distance aux marchés	0,19	0,45	-0,30

Distance aux écoles primaires	-0,34	0,76	0,16
Densité route	-0,69	0,22	0,16

4.5.2. Régression ordinale du groupe de commodité

Comme mentionné dans la section 3.8.3, nous avons choisi le modèle Logit. Dans cette régression, la variable dépendante est constituée des niveaux de satisfaction donnés par les experts pour la commodité. Dans un premier temps, nous avons réalisé une régression linéaire (sans compter les interactions entre les variables indépendantes) afin de choisir des facteurs ayant un effet significatif sur la variable dépendante. Nous avons ensuite testé les variables et leurs interactions et retenu celles ayant un effet significatif.

A) Tests de régressions linéaires (sans interactions)

Nous avons effectué une régression avec toutes les variables indépendantes : les trois facteurs pertinents et l'identité des experts. La relation entre une variable indépendante et la variable dépendante est jugée significative si le taux de signification (valeur p) est inférieur à 0,05. Selon les résultats donnés dans le tableau 4.18, seules les facteurs « inconvénient du transport » et « inconvénient des services de santé » ont un effet significatif sur la satisfaction, avec des coefficients respectifs de -0,73 et -0,65. Le facteur « inconvénient des services quotidiens » et l'identité des experts n'ont aucun effet sur la variable dépendante, c'est-à-dire que le fait que les experts aient des avis divers sur la commodité dans les 18 quartiers a un effet négligeable sur la variable dépendante. Pour améliorer la puissance du modèle, nous avons ensuite retiré les variables non-significatives. Pour la deuxième régression, nous avons retiré la variable non-significative d'identité des experts du modèle de régression. Finalement, pour la troisième régression, nous avons retiré le facteur des services quotidiens, elle aussi non-significative.

Tableau 4.18. Résultats de la régression pour le groupe de commodité

Régression 1 (toutes les variables)		
Variables	Coefficients	Valeur-p
Facteur 1	-0,73	0
Facteur 2	-0,16	
Facteur 3	-0,65	0
[Expert1]	0,07	
[Expert2]	0,08	
[Expert3]	0,02	
[Expert4]	0,01	
[Expert5]	-0,01	
[Expert6]	0,09	
[Expert7]	0,07	
[Expert8]	0	

(L'expert 8 étant la catégorie de référence, il n'y a pas de résultats pour cette catégorie).

Tableau 4.19. Coefficients de signification des modèles du groupe de commodité

Tests	Régression 1	Régression 2	Régression 3	Coefficients significatifs si :
Model fitting	0,05	0	0	< 0,05
R ² Nagelkerke	0,32	0,19	0,18	Élevé
Test de lignes parallèles	0	0	0,00	< 0,05

Les taux de significations et R² sont donnés dans le tableau 4.19. Le R² de 0,18 indique que ce modèle explique seulement 18% de la variation de la satisfaction, ce qui est relativement faible. Nous allons discuter ce fait à la fin de cette section (4.5.1).

Les coefficients des facteurs de la troisième régression sont plus élevés qu'au premier essai, soit -0,72 et -0,64 respectivement, pour les facteurs du transport et des services de santé. Le facteur « inconvénient du transport » a maintenant une cote de $e^{-0,72} = 0,49$. Cela signifie que quand le facteur augmente d'une unité, la chance que la satisfaction augmente est réduite de 49%. L'effet du facteur sur la satisfaction et son poids sont donc considérés négatifs. Nous associons à ce facteur un poids de -0,49. De même, la cote du facteur « inconvénient des services de santé » est de $e^{-0,64} = 0,53$. Son poids est donc de -0,53.

B) Tests de régressions non-linéaires (incluant les interactions)

Nous avons d'abord testé toutes les variables et leurs interactions : X1, X2, X3, Identité (des experts), X1-X2, X1-X3, X2-X3, Identité-X1, Identité-X2 et Identité-X3. Le modèle n'a retourné aucun effet significatif. L'absence de variable significative nous force à avoir recours à une stratégie non-orthodoxe : nous avons utilisé les résultats de la régression linéaire pour retirer des variables du modèle. Comme les tests de régressions linéaires montrent que facteur des services quotidiens et l'identité n'étaient pas significatifs pour la variable dépendante, nous avons éliminé ces deux variables, ainsi que leurs interactions. Nous avons ensuite appliqué la stratégie de sélection des variables et des interactions décrite dans la section 3.8.7, dont la procédure est illustrée dans la figure 4.31. Les variables indépendantes significatives sont les facteurs du transport et des services de santé et leur interaction.

Le tableau 4.20 montre les coefficients et la signification de chacune des variables. Comme mentionné dans la méthodologie (voir 3.8.8), quand la relation entre les indicateurs et la satisfaction est au deuxième ordre, le calcul et l'interprétation de poids des indicateurs sont très compliqués. Nous utilisons donc le poids des facteurs pour connaître l'importance de chaque facteur constituant la qualité de vie.

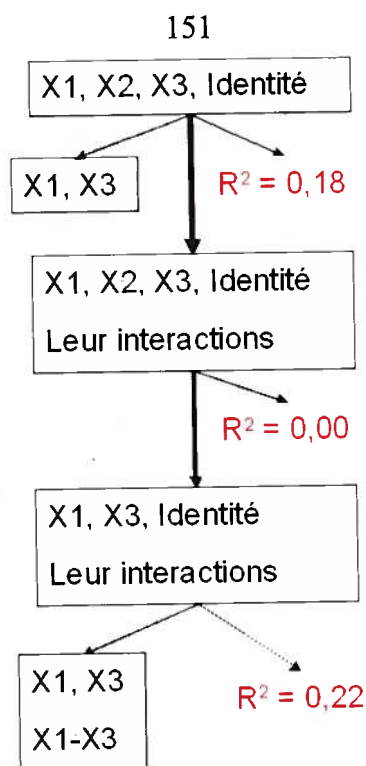


Figure 4.31. Procédure des tests de régressions (groupe de commodité)

Tableau 4.20. Coefficients, signification et poids des facteurs de commodité

Variables	Coefficients	Valeur-p	Poids
Facteur du transport	-0,44	0,01	$-e^{-0,44} = -0,64$
Facteur des services de santé	-0,40	0,01	$-e^{-0,40} = -0,67$
Interaction transport-santé	-0,50	0,05	$e^{-0,50} = -0,61$

Ces résultats montrent que le poids du facteur « incommodité du transport » est de $(-e^{-0,44})$, soit -0,64. Autrement dit, quand ce facteur diminue d'une unité et que le facteur des services de santé est égal à 0, la probabilité que la satisfaction baisse est de 0,64 unité. Ce facteur représente le système de transport de la ville. Quand sa valeur est faible, la densité de route est

élevée tandis que la distance aux stations de bus est petite. Ce poids montre que la satisfaction est en hausse dans les quartiers où le système de transport est adéquat.

Le poids du facteur « inconvénient des services de santé » est également négatif et il est de $(-e^{-0,40})$, soit -0,67. La satisfaction tend à augmenter dans les endroits où l'accessibilité aux hôpitaux est facile. L'interaction entre les facteurs a un poids de $(e^{-0,50})$, soit -0,61. L'indice de commodité est calculé par l'équation suivante :

$$Y = -0,64 X_1 - 0,67 X_3 - 0,61 X_1 X_3 \quad (4.1)$$

Pour mieux interpréter les poids, nous utilisons une graphique (figure 4.32), dont l'axe de satisfaction quant à la commodité est calculé par l'équation ci-haut. On constate dans ce graphique que quand les deux facteurs sont en hausse, la satisfaction est en baisse, comme dans le cas des deux points 17 et 18 qui correspondent aux deux quartiers de Phúc Tân et Chương Dương Độ. Les autres points sont regroupés. Quand le facteur de transport est basse et le facteur de santé est haute (point 9, soit Đồng Xuân) ou vice versa (point 5, soit Tràng Tiền), la satisfaction est relativement basse. Elle augmente quand les deux facteurs se trouvent vers leur valeur moyenne ou plus.

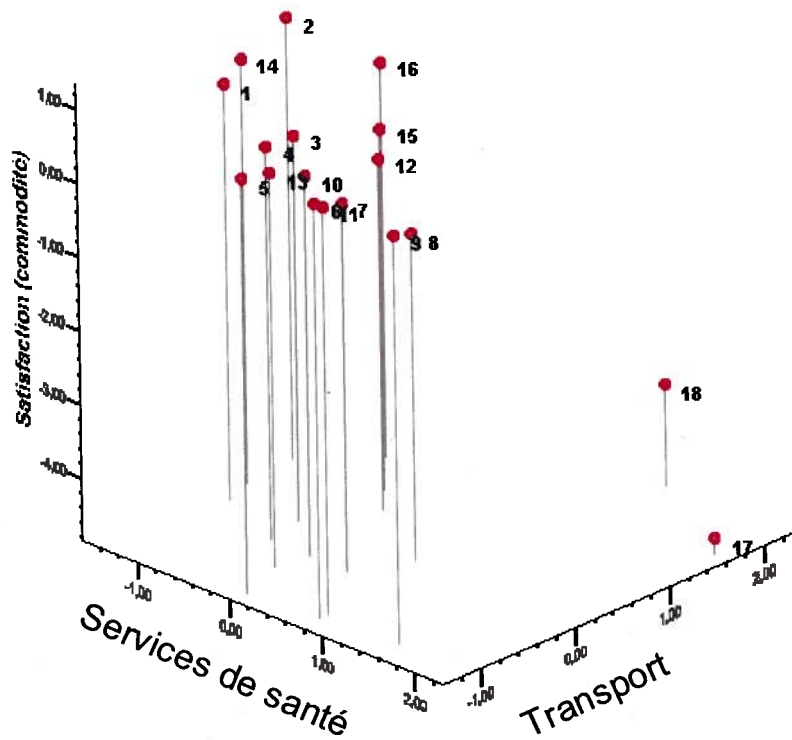


Figure 4.32. Satisfaction en fonction des facteurs de transport et de santé

(Les numéros correspondent aux quartiers)

Tableau 4.21. Tests de validité de la régression interactive (pour la commodité)

Tests	Régression 1	Coefficients significatifs si :
Model fitting (valeur-p)	0	< 0,05
R ² Nagelkerke	0,216	Élevé
Test de lignes parallèles (valeur-p)	0,00	< 0,05

Le R² Nagelkerke (tableau 4.21) nous montre que le modèle interactif explique 22% de la variation de la satisfaction quant à la commodité dans la zone d'étude, soit légèrement plus

que la régression linéaire. Il reste donc à ajouter d'autres facteurs pour expliquer la satisfaction des habitants quant aux services urbains. Les travaux antérieurs portant sur l'évaluation de qualité de vie n'utilisant pas de modèle de régression et n'ont jamais mentionné la faible valeur explicative des modèles basés sur les indicateurs standards. Les valeurs résidus du modèle retenue sont données en annexes. La carte illustrant les valeurs de résidus est présentée dans la figure 4.33. Elle nous montre les endroits où l'erreur du modèle est le plus importante, soit Phúc Tân dans le cas du modèle de commodité. Les autres résidus du modèle sont inférieurs à 1, à l'exception du quartier Chương Dương Độ

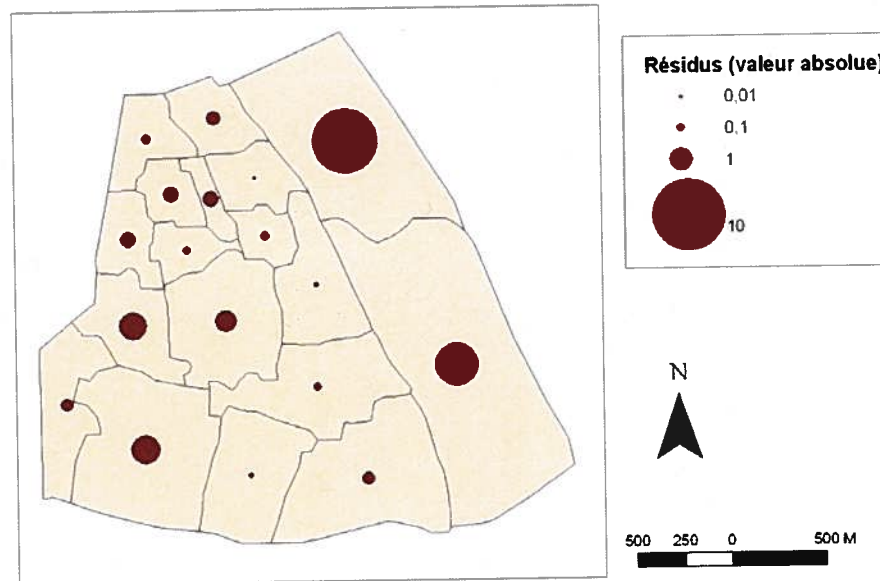


Figure 4.33. Carte des résidus du modèle retenu de la commodité

4.6. Pondération du groupe d'aménité

4.6.1. Analyse en composantes principales du groupe d'aménité

Nous avons effectué une analyse en composantes principales sur les quatre indicateurs du groupe d'aménité. Trois types de rotations, Varimax, Quartimax et Equamax, ont été

appliquées à l'analyse, mais les résultats des analyses sont semblables (comme pour les indicateurs du groupe de commodité). Nous avons donc opté pour les résultats de l'analyse appliquée de Varimax (les communalités sont données en annexes). L'analyse en composantes principales résulte en trois facteurs qui couvrent 95% (soit 43%, 28% et 24% pour le facteur 1, 2, et 3 respectivement) de la variance. Les saturations des indicateurs sur les facteurs sont données dans le tableau 4.22. Nous basons sur les saturations ainsi que les poids locaux de chaque facteur (dont leur carte est présentée dans la figure 4.34) pour nommer les facteurs.

Tableau 4.22. Coefficient de saturations des indicateurs sur les facteurs d'aménité

Indicateurs	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
Distance aux parcs	0,95		
Densité de la végétation	-0,85		
Espace résidentiel			0,99
Distance aux plans d'eau		0,99	

Le premier facteur représente le confort relié à la végétation en expliquant davantage la variance de la distance aux parcs (95%) et de la densité de végétation (85%). Ce facteur peut être nommé « déficience de végétation ». Il augmente dans les endroits loin des parcs et ayant moins de verdure (les quartiers marqués en jaune et brun sur la carte). Les quartiers ayant des poids locaux importants (en bleu sur la carte) se trouvent au centre et sud où la végétation est abondante avec la présence des parcs et des rues arborées dans la zone coloniale. Il est conventionnel de croire que la hausse du facteur a un effet négatif sur la qualité de vie, certaines études suggèrent même que c'est le facteur qui est le plus corrélé à la qualité de vie (Lo and Faber, 1997; Li and Weng, 2007).

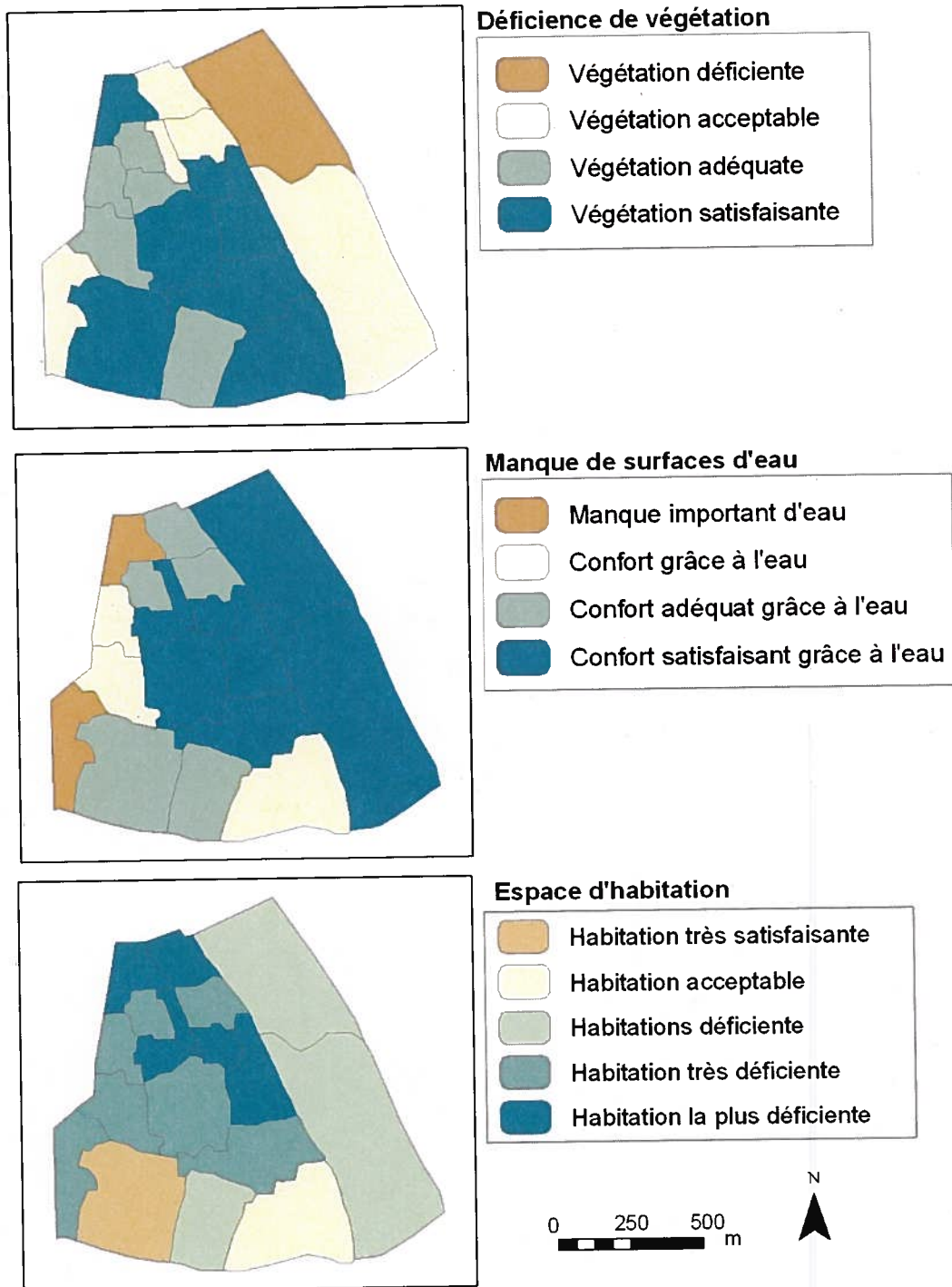


Figure 4.34. Carte des poids locaux du facteur « manque de végétation »

Le deuxième facteur du groupe (dont la carte des poids locaux est au milieu de la figure 4.33) représente le confort relié aux plans d'eau en expliquant principalement 99% de la variance de la distance aux surfaces d'eau. Il est en hausse dans les endroits éloignés des surfaces d'eau (les quartiers à l'ouest du district). On nomme donc ce facteur « manque de surface d'eau ».

Le dernier facteur du groupe d'aménité est relié à l'espace de vie ou la superficie résidentiel par habitant, que l'on peut nommer « espace d'habitation ». Il est en hausse dans deux quartiers endroits où la superficie est plus importante, notamment au sud du district. Sa valeur minimale se trouve dans les quartiers au nord (dans les anciens quartiers datés du XIXe de Hanoi). Ce facteur ne représente pas l'âge, la structure architecturale ni l'aspect esthétique des bâtiments résidentiels. Les corrélations entre les indicateurs et les facteurs du groupe sont donnés dans le tableau 4.23.

Tableau 4.23. Corrélacion entre les indicateurs et les facteurs d'aménité

Scores	Facteur 1	Facteur 2	Facteur3
Distance aux parcs	0,63	0,23	0,22
Densité de la végétation	-0,48	0,22	0,19
Espace résidentiel	0,07	-0,03	0,93
Distance aux plans d'eau	0,07	0,91	-0,03

4.6.2. Régression ordinale du groupe d'aménité

Dans les modèles de régression pour ce groupe, « l'avis des experts sur la satisfaction quant à l'aménité » constitue la variable dépendante et les variables indépendantes sont les trois facteurs retenus et « l'identité des experts ». Nous avons d'abord appliqué des régressions ordinales linéaires avec toutes ces variables.

A) Régressions linéaires

La première régression linéaire contenait toutes les variables (tableau 4.24). Les valeurs p des variables montrent que les facteurs de végétation et d'espace d'habitation ont un effet significatif sur la satisfaction quant à l'aménité. Comme dans la régression appliquée au groupe de commodité, la variation des avis donnés par les experts n'a pas d'effet sur la satisfaction.

Tableau 4.24. Résultats de la régression pour le groupe d'aménité

Régression 1 (toutes les variables)		
Variables	Coefficients	Valeur-p
Facteur 1	-3,04	0
Facteur 2	0,06	
Facteur 3	1,45	0
[Expert1]	-0,12	
[Expert2]	-0,14	
[Expert3]	-0,29	
[Expert4]	-0,13	
[Expert5]	-0,23	
[Expert6]	-0,20	
[Expert7]	-0,23	
[Expert8]	0	

La valeur p des tests de cette régression est présentée dans le tableau 4.25. Nous constatons de plus que ni le test de lignes parallèles, ni le R^2 sont adéquats. Nous avons donc effectué trois autres régressions linéaires en retirant des variables indépendantes non-significatives. Les

régressions opérées présentées dans ce tableau contiennent les variables indépendantes suivantes: 1) les trois facteurs, 2) facteurs de végétation et d'espace d'habitation, 3) seul facteur de végétation, et 4) seul facteur d'espace d'habitation. Les valeurs p de ces régressions sont données dans le tableau 4.22.

Tableau 4.25. Coefficients de signification des modèles du groupe d'aménité

Tests	Régression 1	Régression 2	Régression 3	Régression 4
	Valeur-p	Valeur-p	Valeur-p	Valeur-p
Model fitting	0	0	0	0,03
R ² Nagelkerke	0,44	0,44	0,4	0,06
Test de lignes parallèles	1	0,45	0,98	0,00

Rappelons qu'un modèle est robuste quand le coefficient du test de *Model fitting* et du test de ligne parallèle sont faibles et le R² est élevé. Parmi les quatre modèles présentés dans le tableau 4.25, le dernier modèle a les coefficients de deux tests suffisamment satisfaisants mais son R² est trop faible (soit de 0,06). Ceci suggère que les régressions linéaires ne sont pas satisfaisantes pour ce groupe d'indicateurs. Nous avons donc effectué des régressions interactives afin d'améliorer la validité du modèle.

B) Régressions interactives

La première régression interactive inclut toutes les variables ainsi que leurs interactions. La variable de l'identité des experts n'a pas de coefficients significatifs et son interaction avec le facteur de surface d'eau non plus (voir l'annexe). Nous avons donc retiré l'interaction entre l'identité des experts et ce facteur dans la deuxième régression. Cette dernière a retourné un coefficient non significatif pour la variable d'identité des experts alors nous ne l'avons pas incluse dans la troisième régression. La troisième régression, quant à elle, comprend seulement les trois facteurs et leurs interactions. Elle nous donne un coefficient non significatif pour

l'interaction entre les facteurs de végétation et d'espace d'habitation. La quatrième régression inclut donc les trois facteurs et les interactions de végétation-eau et eau-espace d'habitation. Elle retourne des coefficients significatifs pour toutes ces variables. Nous avons donc retenu cette régression comme modèle final. Ses coefficients sont donnés dans le tableau 4.26 a procédure de tous les tests est illustrée dans la figure 4.35.

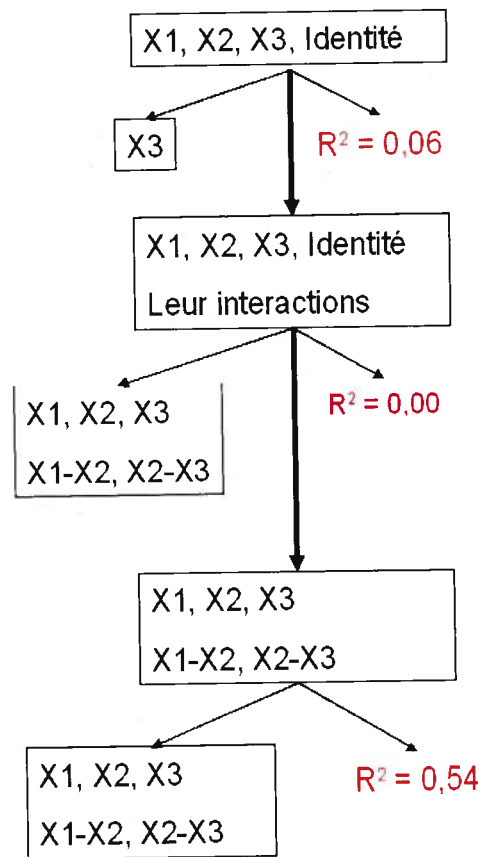


Figure 4.35. Procédure des tests (groupe d'aménité)

Comme dans le groupe de commodité, la régression finale est interactive. Nous utilisons donc le poids des facteurs pour connaître l'importance de chaque facteur constituant l'aménité urbaine.

Tableau 4.26. Coefficients, signification et poids des facteurs d'aménité

Variabes	Coefficients	Valeur-p	Poids
Facteur de végétation	-2,38	0	$-e^{-2,38} = -0,09$
Facteur de surfaces d'eau	0,40	0,04	$e^{0,40} = 1,50$
Facteur d'espace d'habitation	2,34	0	$e^{2,34} = 10,38$
Interaction de végétation-eau	1,85	0	$e^{1,85} = 6,35$
Interaction d'eau-espace d'habitation	1,66	0,03	$e^{1,66} = 5,26$

Nous constatons que le facteur « manque de végétation) a un poids très faible par rapport aux autres facteurs et aux interactions. Ce facteur qui représente le confort dû à la présence de la végétation semble négligeable lorsque les autres variables sont égales à 0. Le poids du facteur « manque de surfaces d'eau » est plus élevé, soit de 1,50. Il représente le confort relié à l'accessibilité aux plans d'eau. Quand la distance aux plans d'eau augmente et que les autres facteurs sont égaux à 0, la satisfaction est en hausse. Le poids du facteur « espace d'habitation », l'espace résidentiel, est positif et le plus élevé (10,98). Cela signifie que quand l'espace résidentiel augmente et que le facteur de plans d'eaux est égal à 0, la satisfaction est en hausse. La satisfaction quant à l'aménité est calculée par l'équation suivante :

$$Y = -0,09 X_1 + 1,50 X_2 + 10,38 X_3 + 6,35 X_1X_2 + 5,26 X_2X_3 \quad (4.2)$$

La satisfaction en fonction de chaque paire de facteurs est illustrée dans les graphiques (figure 4.36). Nous constatons que dans le quartier de Hàng Đào (point 10 sur les graphiques), la présence de végétation urbaine est assez importante, mais que comme l'espace résidentiel est trop bas, ce quartier est tout de même évalué comme étant le moins satisfaisant. Au contraire, le quartier de Phan Chu Trinh (point 4 sur les graphiques), qui a peu de végétation et est moyennement distante des plans d'eau, a un indice d'espace résidentiel élevé et est donc le mieux évalué. Le facteur de la présence de végétation est jugé le moins important, selon ce modèle.

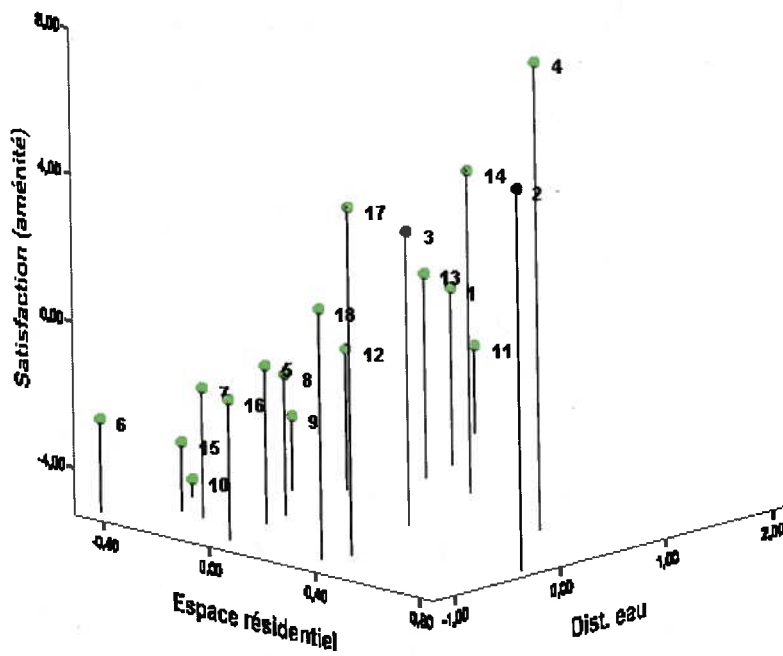
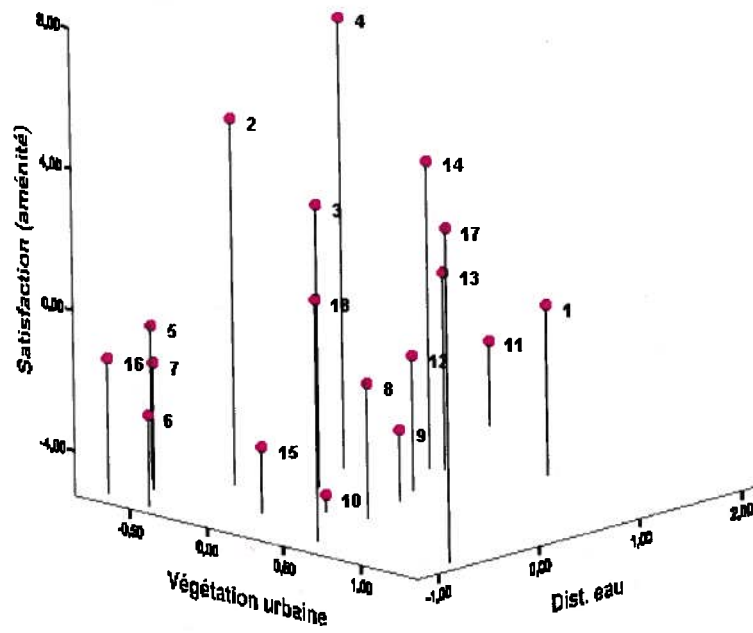


Figure 4.36. Satisfaction quant à l'aménité en fonction des facteurs

Dans les deux graphiques, les niveaux de satisfaction calculés par les poids estimés changent graduellement, probablement en fonction du facteur d'espace d'habitation. Cette dernière est donc sans aucun doute le facteur le plus important pour déterminer la satisfaction quant à l'aménité. Cela explique par le fait l'espace de vie à Hanoi est loin d'être adéquat. Particulièrement, dans le vieux quartier où la densité de population se trouve la plus forte au niveau mondial, le manque de logements est un problème critique (l'espace résidentiel moyen est de 7 - 8,5m²/habitant).

Le poids de la distance aux plans d'eau est relativement moins important. De plus, il est négatif, c'est-à-dire que la satisfaction tend à être élevée dans les endroits éloignés des plans d'eau. Mais il faut prendre en compte que dans la zone d'étude, la distance moyenne aux plans d'eau est de 150m et les lacs de l'étude se situent loin des quartiers résidentiels. Cela explique le fait que les habitants à Hanoi préfèrent vivre à proximité des lacs pour des activités de récréation et pas au bord des lacs (à cause de l'humidité et de la pollution provenant des lacs). Les taux de signification et de R² du modèle de régression interactive final sont donnés dans le tableau 4.27.

Tableau 4.27. Tests de validité de la régression interactive (pour l'aménité)

Tests	Régression 1	Coefficients significatifs si :
Model fitting (valeur-p)	0	< 0,05
R ² Nagelkerke	0,535	Élevé
Test de lignes parallèles (valeur-p)	0,00	< 0,05

Nous constatons que le R² Nagelkerke du modèle interactif est plus élevé que le modèle linéaire, soit 0,535 (donné dans le tableau 4.24) contre 0,06 (donné dans le tableau 4.22). Le modèle interactif explique 53,5% de la variation des données de la satisfaction quant à l'aménité. Cela indique qu'il y a des facteurs autres que les quatre indicateurs choisis, qui

devraient aussi être inclus dans l'explication de ce type de satisfaction. Tel que mentionné plus haut, es autres études portant sur la qualité de vie n'ont pas calculé le pourcentage d'explication estimé de la qualité de vie. En outre, nous avons analysé les résidus du modèle retenu (les valeurs sont en annexes) dont la carte des résidus est présentée sur la figure 4.37. Les valeurs montrent que les erreurs sont importantes dans deux quartiers, soit Chrong Duong Độ et Hàng Trống (soit 10 sur l'échelle de 18 niveaux). Par contre, les erreurs inférieures à 1 se trouvent dans plusieurs quartiers, par exemple Hàng Đào ou Cửa Đông.

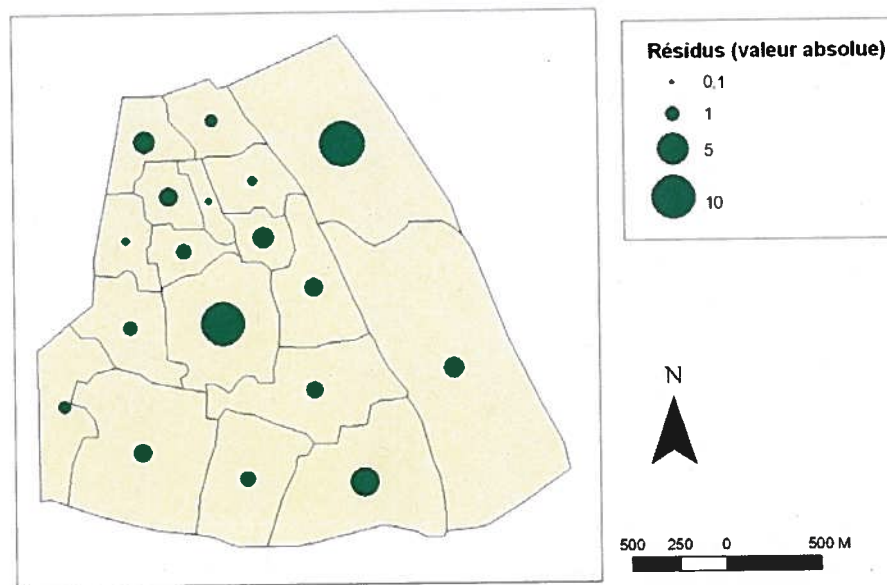


Figure 4.37. Carte des résidus du modèle retenu de l'aménité

4.7. Pondération des indicateurs par l'analyse en composantes principales

Afin de comparer nos résultats avec les travaux antérieurs portant sur l'évaluation de la qualité de vie, nous avons aussi appliqué la méthode de pondération utilisée par la plupart de ces travaux, soit l'analyse en composantes principales. Ce type d'analyse retourne quatre facteurs

pertinents expliquant 87,55 % de la variance des indicateurs (tableau 4.28). Nous avons appliquée la rotation Varimax.

Tableau 4.28. Facteurs pertinents de neuf indicateurs

Facteurs	Pourcentage de variance expliquée	Accumulation du pourcentage de variance expliquée
1	40,86	40,86
2	22,94	63,80
3	15,36	79,16
4	8,39	87,55

Afin d'interpréter les facteurs, nous nous basons sur les saturations des facteurs (tableau 4.29). Un indicateur est considéré important pour un facteur si sa contribution au facteur est de 0,4 ou plus.

Tableau 4.29. Saturations des facteurs (produites par l'ensemble des indicateurs)

Indicateurs	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	Facteur 4
Distance aux hôpitaux	0,56			0,52
Distance aux stations de bus	0,68		-0,5	
Distance aux marchés		0,81		
Distance aux écoles primaires				0,88
Densité route	-0,42	-0,68	0,46	
Distance aux parcs	0,88			

	166	
Densité végétation	-0,9	
Densité bâtiment		0,87
Distance aux plans d'eau		0,94

Les deux indicateurs essentiels contribuant au premier facteur qui est responsable de 41% de la variance des données sont la distance aux parcs et la densité de végétation. Le réseau de transport ainsi que l'accessibilité aux services de santé sont aussi les indicateurs pertinents de ce facteur. Les valeurs minimales de ce facteur se trouvent dans les quartiers qui sont loin des services mentionnés et qui sont en manque de routes et de végétation. Nous constatons que cette façon de pondérer les indicateurs tend à augmenter le rôle de la végétation. Le deuxième facteur, contribuant à 23 % de la variance des données, est conçue majoritairement par des indicateurs de la distance aux marchés et de l'espace résidentiel. Il représente donc l'espace de vie et les services commerciaux. Vient ensuite les trois facteurs (occupant 15 %) qui représente le confort relié à la proximité des plans d'eau. Le dernier facteur, est presque négligeable, n'expliquant que 8 % de la variance, représente la commodité due aux services d'éducation.

Comme nous l'expliquerons plus en détail dans le prochain chapitre, l'analyse en composante, bien qu'elle ait l'avantage d'être simple, part du principe que les facteurs étudiés sont suffisants pour évaluer l'ensemble de la qualité de vie, sans chercher à mesurer leur exhaustivité ou leur pertinence pour la population.

4.8. Conclusion partielle de la pondération des indicateurs

Dans ce chapitre, nous avons utilisé deux méthodes de pondération des indicateurs par des outils statistiques. La première méthode, qui est selon nous plus adaptée aux données, est

basée sur une régression ordinale intégrant la satisfaction telle qu'évaluée par des experts locaux en urbanisme. Les meilleurs modèles de régression ordinale présentés prennent en compte les interactions entre variables, ce qui revient à dire que la relation entre la satisfaction et les indicateurs n'est pas linéaire. De plus, les modèles ne peuvent expliquer respectivement que 22% et 55% des données sur la satisfaction de commodité et d'aménité.

La deuxième méthode de pondération, beaucoup plus simple mais aussi beaucoup plus limitée, est basée sur une analyse en composantes principales des indicateurs calculés. Les poids des indicateurs produits par les deux méthodes sont très différents. L'analyse en composante principale montre que la végétation est le facteur le plus important ou plus important que le facteur de l'espace résidentiel, comme ce qui est documenté dans les études antérieures en Amérique du nord (Lo et Faber, 1997; Li et Weng, 2007). Les raisons expliquant ces différences marquées, auxquelles nous avons déjà fait allusion en 4.7, sont explorées dans le chapitre 5.

5. Discussion

Ce chapitre vise à comparer et à discuter les méthodes utilisées et les résultats obtenus, dans le contexte des applications de la télédétection en milieu urbain. La première partie du chapitre est destinée à des discussions techniques de traitement de l'image satellite. La deuxième partie discute la pondération des indicateurs de qualité de vie et démontre quelques nouveaux points théoriques quant à l'évaluation de la qualité de vie.

5.1. Approche orientée objets

Dans la littérature sur la télédétection urbaine, l'approche orientée objets est considérée plus avantageuse que l'approche conventionnelle (par pixel) pour en arriver à une bonne extraction des objets à partir des images à THRS dans un milieu urbain (Herold *et al.*, 2003; Shackelford et Davis, 2003; Platt et Rapoza, 2008). Nous avons donc adopté cette approche. Nous avons identifié certains objets urbains à partir d'une image Quickbird à l'aide du logiciel Definiens.

Néanmoins, l'approche avec Definiens doit encore être testée et évaluée de façon à trouver les paramètres optimums de segmentation (Hay et Castilla, 2006; Platt et Rapoza, 2008; Sebari, 2008). Les auteurs des travaux antérieurs déplorent souvent le manque de détails sur les paramètres utilisés par les autres chercheurs pour leur segmentation (Caprioli et Tarantino, 2003; Flanders *et al.*, 2003; Sugumaran et Voss, 2007), mais tendent à donner eux-mêmes un minimum de paramètres. Les paramètres proposés semblent généralement choisis par une simple évaluation visuelle et le choix est donc très intuitif. De notre côté, nous avons effectué plusieurs tests de sensibilité avec un large éventail de combinaisons systématiques d'indices de couleur et de compacité. Par exemple, afin de trouver une valeur optimale de couleur, nous avons segmenté l'image avec une valeur de compacité fixe, tout en variant la valeur de couleur de 0 à 1, par intervalles de 0,1 ou 0,2 (dépendant des catégories d'occupation des sols).

Chaque combinaison de paramètres a été évaluée par son taux d'exactitude. Nous avons ensuite choisi la meilleure segmentation en nous basant sur la comparaison des taux d'exactitude. Cette façon systématique de tester nous a permis de vraiment déterminer les paramètres optimaux de segmentation.

La section suivante est consacrée aux paramètres techniques de notre méthode en comparaison avec ceux documentés dans la littérature.

5.1.1. Comparaison avec l'approche par pixel

Nous comparerons tout d'abord les résultats d'une classification par cette approche avec ceux obtenus par une classification par pixel. Nous avons réalisé le maximum de vraisemblance basée sur la valeur spectrale des pixels (Jensen, 2005) sur l'image Quickbird. Cette classification par pixel a résulté de nombreuses confusions. Le premier type de confusion est dû à la similarité de réponse spectrale des objets. Des objets de différentes natures mais ayant une réponse spectrale identique sont classifiés dans une même classe, comme par exemple, les routes et les bâtiments à toits gris. Le deuxième type de confusion survient quand un objet est subdivisé en deux classes parce qu'il est composé de deux matériaux ayant des valeurs spectrales différentes. Il s'agit effectivement d'une comparaison non rigoureuse. Toutefois, l'objectif était de montrer un aperçu qualitatif des deux approches. Les inconvénients des images THRS (le manque de bandes spectrales et la largeur des bandes actuelles) ainsi que la complexité du milieu urbain font que même les méthodes par pixel plus sophistiquées ne donneraient probablement pas de résultats satisfaisants. Ces observations sont rapportées dans d'autres travaux de recherche qui utilisent la classification de vraisemblance par pixel (Mittelberg, 2002; Huiping *et al.*, 2003; Sebari, 2008) ou même des méthodes de classification plus sophistiquées comme la logique floue (Shackelford et Davis, 2003) et le réseau neuronal (Mittelberg, 2002). Dans le contexte d'un milieu d'étude aussi complexe qu'une ville, la

résolution spectrale de l'image mult-ispectrale est faible et une méthode basée strictement sur la réponse spectrale des objets n'est pas efficace.

5.1.2. Comparaison avec les travaux réalisés par l'approche orientée objets

Nous allons discuter de trois aspects des résultats obtenus par notre méthode orientée objets : le taux d'exactitude, la segmentation et la base de règles d'attributs. Nous les comparons aux travaux antérieurs réalisés par l'approche d'objet, avec ou sans Definiens, plus spécifiquement ceux portant sur l'extraction des objets du milieu urbain. Les résultats de notre méthode sont donnés dans le tableau 4.9 du chapitre 4. Les résultats des travaux antérieurs produits par l'approche d'objet à l'aide de Definiens sont présentés dans le tableau 5.1.

Tableau 5.1. Résultats antérieurs obtenus à l'aide de Definiens (en ordre chronologique)

Milieu et image	Segmentation	Classificateur et règles	Exactitude moyenne (%)
Péri-urbain, Quickbird, (Caprioli et Tarantino, 2003)	Non disponible	<u>Plus proche voisin</u> : Non disponible	Routes = 76 Édifices = 74
Forestier ETM+ de Landsat (Flanders <i>et al.</i> , 2003)	Échelle = 25 ou 200 Couleur = 0,8 Compact = 0,9	<u>Appartenance</u> : R.S. et C.	Zones de coupage forestier = 21,6 à 67 Eau ≈ 95 Forêts ≈ 67 Terrain dénudé ≈ 38
Prairie aride et semi-aride ; Quickbird (Laliberte <i>et al.</i> , 2004)	Échelle = 3 et 250 Couleur = 0,8 Compact = 0,2 et 0,5	<u>PPV</u> : R.S. et C.	Arbuste = 75 Pâturage = 85
Ikonos ; Urbain	Non disponible	<u>Appartenance</u> : R.S. et G.	Exactitude globale = 82

(Taubenböck <i>et al.</i> , 2006)			
Urbain ; Quickbird (Lang <i>et al.</i> , 2006)	Échelle = 10, 65 et 300 Couleur = 0,9 Compact = 0,9, 0,8 et 0,5	<u>Appartenance :</u> Non disponible	Eau = 97 Groupes d'arbres ≈ 71,5 Pelouse ≈ 46 Pâturage ≈ 73
Urbain Quickbird + hyperspectral + LIDAR (Sugumaran et Voss, 2007)	Bandes : LIDAR Les autres : Non disponible	Non disponible	Différents espèces d'arbres : Sans LIDAR : 64 Avec LIDAR : 88
Rural Ikonos (Platt et Rapoza, 2008)	Échelle = 50 Couleur = 0,7 Compact = 0,5	<u>PPV et appartenance :</u> Les 4	Eau = 100 Forêt = 78 Pelouse = 75 Zones rési. = 35
Urbain, Quickbird (Puissant <i>et al.</i> , 2006)	Non disponible		Arbres = 88 Pelouse = 92 Bâtiments = 69 Routes = 56 Sol nu = 85

(R.S., T., G. et C. sont l'abréviation pour la réponse spectrale, la texture, la géométrie et le contexte)

Notre méthode a permis d'extraire les neuf classes avec une exactitude globale de 81%. Le taux le plus élevé est obtenu pour la classe « fleuve » et le plus faible pour la classe « arbre isolé » à respectivement 98% et 34%.

A) Classe « eau »

La catégorie des plans d'eau (comprenant les lacs et le fleuve) atteint un taux très élevé, ce qui est dû à la réponse spectrale très basse de l'eau et qui est très distincte des autres classes. Ce fait est confirmé par d'autres travaux de traitement de l'image par l'approche d'objet (Flanders *et al.*, 2003; Lang *et al.*, 2006; Platt et Rapoza, 2008).

B) Classe « végétation »

Dans la catégorie de végétation, nous avons obtenu des résultats adéquats, sauf pour la classe « arbres isolés ». L'exactitude de nos classes « arbre de parc » et « arbre de rue » étant de 87% et 73%, elle est supérieure à celle de Lang *et al.* (2006) qui ont obtenu un taux d'exactitude de 71% pour "groupe d'arbre". Dans un milieu autre qu'urbain, Laliberte *et al.* (2004) ont identifié les arbustes avec un taux d'exactitude de 75%.

Nos taux d'exactitude sont évidemment plus élevés que ceux atteints par des classifications moins détaillées. Par exemple, pour une classe de végétation correspondant aux forêts, Flanders *et al.* (2003) ont obtenu 67% à l'aide de l'image ETM+ de Landsat, tandis que Platt et Rapoza (2008) ont atteint 78% à partir d'une image d'Ikonos. Par contre, Sugumaran et Voss (2007) sont arrivés à classer les différentes espèces d'arbres, soit une classification beaucoup plus détaillée que la nôtre, avec des taux d'exactitude assez faibles (68% sans les données LIDAR). Le point faible de notre classification, soit le faible taux d'exactitude de la classe « arbres isolés », s'explique par le fait qu'il est difficile d'identifier les arbres dispersés, même visuellement. Laliberte *et al.* (2004) confirment aussi la difficulté d'identifier les arbustes de petite taille dans leur classification.

Les paramètres optimaux de segmentation proposés pour la végétation par les auteurs précédents privilégient la couleur par rapport à la forme, mais n'attribuent aucun poids (Laliberte *et al.*, 2004) ou un poids minime à la compacité (Lang *et al.*, 2006; Platt et Rapoza, 2008). Nous constatons aussi que les meilleurs taux d'exactitude sont obtenus dans les segmentations avec des valeurs de couleur de 1 et de compacité de 0. De plus, nous avons trouvé que la segmentation sur l'indice de végétation NDVI est la plus rapide et celle qui donne la meilleure précision.

Quant aux attributs utilisés lors de notre classification des objets, les règles d'appartenance sont assez simples. Elles sont basées sur la réponse spectrale, l'indice textural d'homogénéité,

la géométrie (comme la superficie, la largeur, etc.) et le contexte (comme la relation aux objets mères). Elles sont similaires à celles documentées dans les autres études utilisant Definiens.

C) Classe « route »

Pour la classe « route » nous avons réussi à extraire l'unique grande route de la zone d'étude avec un taux d'exactitude de 85%. L'exactitude atteinte est adéquate en comparaison avec les résultats de la plupart des études antérieures : Puissant *et al.* (2006) obtiennent 56%, Caprioli et Tarantino (2003) et Sebari (2008) obtiennent 75%, et Shackelford et Davis (2003) obtiennent 99%.

L'extraction de cette catégorie est très complexe tant au niveau de la segmentation qu'au niveau de l'utilisation des fonctions d'appartenance. Nos tests de segmentation démontrent qu'une faible compacité est utile pour segmenter les objets de la classe « route » car ils ont une forme allongée (Incidentement, deux combinaisons distinctes de paramètres de segmentation nous permettent d'atteindre la même exactitude). Quant aux fonctions d'appartenance, nous avons utilisé de nombreuses règles, i.e. 11 règles (voir le tableau 4.9) à cause de la difficulté de séparer la route et les bâtiments l'entourant. Nous constatons d'importantes confusions entre les deux catégories, dues à leur similarité spectrale sur l'image Quickbird. Ces confusions ont déjà été observées par Sebari (2008) sur une image Ikonos. La classe de route est également jugée difficile à extraire par Puissant *et al.* (2006), Taubenböck *et al.* (2006) et Caprioli et Tarantino (2003). C'est la raison pour laquelle les petites rues de la zone d'étude ne sont pas adéquatement segmentées.

D) Îlots résidentiels

Pour la classe de bâtiment, notre taux d'exactitude est similaire (80%) à ceux obtenus dans les travaux de Puissant *et al.* (2006) et Taubenböck *et al.* (2006) et légèrement supérieur aux 75% obtenus par Sebari (2008) et Shackelford et David (2003). Nos taux plus élevés sont surprenants, compte tenu que les deux derniers articles n'utilisent pas Definiens et que leur

zone de test est relativement petite. Cependant, il faut aussi prendre en compte que ces auteurs ont extrait des bâtiments isolés tandis que dans notre cas, nous avons extrait des îlots de bâtiments.

Nos tests de segmentation révèlent que la forme est plus pertinente pour les îlots de bâtiments (i.e. à 0,5 sur une échelle de 1) que pour les segmentations d'autres catégories car ils ont une forme particulière. De plus, une forte compacité (i.e. à 0,6 sur une échelle de 1) est utile pour segmenter les objets ayant une forme rectangulaire compacte comme ceux de cette classe. Nos paramètres optimaux sont légèrement plus faibles que ceux proposés par Flanders *et al.* (2003) pour des zones de coupages forestiers (forme = 0,8 et la compacité = 0,9 sur une échelle de 1).

Les îlots de bâtiments sont assez variés au niveau de leur réponse spectrale et de leur texture. Il nous a donc fallu huit règles de classification pour arriver à bien extraire cette classe.

En accord avec les autres auteurs, nos résultats démontrent que les paramètres de segmentation sont plus importants que les règles de classification. La segmentation joue donc un rôle primordial dans la qualité de l'approche orientée objets, comme confirment les autres auteurs (Taubenböck *et al.*, 2006; Sebari, 2008). Ces résultats confirment une partie de la première hypothèse soulevée dans l'introduction: l'utilisation de la segmentation à différentes échelles et d'une base de règles appropriées permet d'extraire les classes urbaines utilisées pour calculer les indicateurs de qualité de vie, à l'exception de la classe de route.

5.1.3. Comparaison avec les travaux portant sur l'évaluation de qualité de vie

Dans les études portant sur l'évaluation de qualité de vie par la télédétection, les images utilisées sont souvent de résolution spatiale moyenne comme les ETM+ de Landsat (Lo et Faber, 1997; Sénécal *et al.*, 2005; Stathopoulou et Cartalis, 2006; Li et Weng, 2007) ou SPOT

à 20m (Weber et Hirsch, 1992). Même quand l'image utilisée a une très haute résolution (Nichol et Lee, 2005), les méthodes de traitement de l'image sont conventionnellement basées sur la réponse spectrale des pixels. Les informations extraites dans les travaux précédents sont la couche végétale, la température de surface ou les types d'occupations des sols. Parmi les types d'occupations des sols, on peut extraire des axes de transports, des zones industrielles, des zones agricoles, des zones résidentielles à haute densité et des zones résidentielles à faible densité. L'échelle d'étude typique est une ville ou un comté (environ 15 km x 15 km).

En comparaison avec ces travaux, nous utilisons une échelle plus fine, soit un district dix fois moins large que les zones choisies dans les études antérieures. La raison en est que les images à résolution moyenne ne sont pas appropriées pour extraire des catégories d'occupations des sols avec une bonne exactitude. De plus, les types d'occupations des sols que nous avons choisis (comme les différentes catégories de végétation ou l'espace résidentiel par habitants) demandent plus de détails. La résolution très fine de l'image nous a permis de distinguer différents types de végétation urbaines, identifier les parcs, calculer la densité d'espace résidentiel. Ces derniers, qui sont traditionnellement produites par l'interprétation visuelle de la photographie aérienne, sont obtenus de manière automatique avec l'aide de la méthode orientée objet. Cette thèse confirme le fait que les images THRS permettent une analyse plus fine au niveau spatial et l'utilisation des données ainsi recueillies pour l'étude de questions sociales plus précises (Puissant et al., 2006; Crews and Walsh, 2009). À l'instar d'autres auteurs (Guyer and Lambin, 1993; Rindfuss and Stern, 1998; Apparicio et al., 2008), nous croyons qu'il est possible de pousser plus loin les applications de la télédétection à la recherche sociale.

5.2. Pondération des indicateurs

5.2.1. Méthode de pondération

Comme mentionné dans la revue de littérature (voir 2.2.3), plus précisément dans les études utilisant la télédétection pour évaluer la qualité de vie par des indicateurs, la pondération des indicateurs est négligée ou potentiellement très éloignée des perceptions locales. Dans ce présent travail, nous utilisons une pondération intégrant l'opinion des experts locaux, grâce à une régression ordinale. Nous constatons que cette méthode a des avantages importants par rapport aux méthodes de pondération par l'analyse factorielle ou l'analyse en composantes principales.

Tout d'abord, cette méthode de régression en arrive à estimer le pourcentage de variation de la variable dépendante (la satisfaction) que le modèle (les indicateurs) peut expliquer. Nos résultats révèlent que les indicateurs utilisés n'expliquent respectivement que 22% et 54% de la satisfaction quant aux services urbains et au confort. Les évaluations de qualité de vie précédentes n'ont jamais mentionné la puissance globale de leurs modèles. Leurs conclusions quant aux indicateurs utilisés et leurs poids sont donc partiellement spéculatives et ont une pertinence limitée.

Le pourcentage de variation expliqué par notre modèle nous suggère qu'il faut ajouter d'autres indicateurs dans l'évaluation de la satisfaction. Dans la présente étude, nous avons utilisé les indicateurs d'infrastructure (dans le groupe de commodité) et d'environnement physique (dans le groupe d'aménité). Mais nous pourrions aussi intégrer de nombreux indicateurs objectifs de nature socio-économique que les études antérieures ont déjà utilisés : le revenu par ménage, le taux de chômage, le niveau d'éducation, la monoparentalité, les relations avec la police (Weber et Hirsch, 1992; Lo et Faber, 1997; Pacione, 2003). Ces facteurs ne jouent pas de rôle à proprement parler dans la commodité et l'aménité, mais ils sont tout de même susceptibles d'influer de façon involontaire les jugements des experts ou de la population. Si nous

dépassons les facteurs strictement physiques, d'autres indicateurs subjectifs pourraient aussi être très utiles pour expliquer la satisfaction perçue : les valeurs culturelles; l'importance de la relation avec les voisins, l'acceptation face aux politiques, etc. (Maggino, 2006).

Un autre avantage de la régression est qu'elle indique la relation entre les variables indépendantes (i.e. nos indicateurs) et la variable dépendante (i.e. la satisfaction). Les résultats de cette recherche montrent que la relation entre les indicateurs utilisés et la satisfaction n'est pas directe, contrairement à ce que supposent les travaux mentionnés. Par exemple, la satisfaction quant à la commodité est caractérisée par une équation de deuxième ordre des facteurs des services de santé et de transport. Cela est dû aux interactions entre les indicateurs, c'est-à-dire que la cooccurrence de certains indicateurs dans un endroit peut changer la satisfaction telle que perçue par les experts.

La méthode de régression a aussi des inconvénients au niveau de son application et de l'interprétation des résultats. Son application est complexe : nous avons dû inclure des interactions entre variables dans la régression selon la stratégie proposée par Kleinbaume et Klein (2002). Au niveau de l'interprétation, les coefficients estimés pour la relation entre les indicateurs et la satisfaction ne peuvent indiquer que de manière approximative l'importance de chaque indicateur (Chen et Hughes, 2004). En outre, notre régression contient des interactions entre variables, qui sont encore plus difficiles à interpréter et que d'autres études évitent pour cette raison (Jaccard et Turrisi, 2003). Dans la partie suivante, nous allons discuter les poids des indicateurs en nous basant sur les interprétations approximatives des coefficients estimés par la régression.

5.2.2. Poids des indicateurs et facteurs

Une mise en garde méthodologique s'impose. Comme la relation entre les indicateurs et la satisfaction est de deuxième ordre, l'interprétation des poids des indicateurs est difficile. Pour

simplifier l'interprétation des résultats de la régression, nous utilisons donc le poids de chaque facteur plutôt que le poids de chaque indicateur. Dans le groupe des indicateurs de commodité urbaine, le facteur des services de transport et de santé sont les plus importants. Leur poids est presque identique. La satisfaction est élevée quand les deux services s'équilibrent. Dans le groupe des indicateurs d'aménité, de manière surprenante le facteur de présence de végétation est le moins important tandis que le facteur de l'espace résidentiel est jugé le plus important.

La comparaison avec les poids documentés dans la littérature n'est pas évidente car les recherches n'étudient pas forcément les mêmes indicateurs ni les mêmes méthodes de pondération. Nous discuterons donc surtout des indicateurs que nous partageons avec les autres auteurs, soit la végétation et la densité de bâtiment résidentiel.

Lo et Faber (1997) ont utilisé sept variables pour Athens-Clarke County, aux États-Unis. Ils concluent que l'indice de végétation est la variable la plus importante, un résultat similaire à ce que nous obtenons en appliquant l'analyse en composantes principales à nos données. Pourtant, nos résultats calculés par régression montrent que la végétation n'est pas le facteur le plus important dans la détermination de la satisfaction quant à l'aménité urbaine.

Sénécal *et al.* (2005) ont étudié neuf variables qui ont été pondérées par une analyse factorielle pour l'île de Montréal. Leur analyse factorielle résulte en trois dimensions : l'intensité urbaine, la localisation de la richesse et la répartition des activités industrielles-commerciales et institutionnelles. Pour chaque dimension, les variables regroupées contiennent un poids. Leurs résultats soulignent le poids important de la compacité résidentielle (comme dans notre étude), suivi du poids de la végétation, de la distance au centre-ville et de la valeur foncière.

Dans la même direction, Li et Weng (2007) ont étudié 11 variables regroupées en trois dimensions : conditions économiques, conditions environnementales et espace de vie. Encore

une fois ces auteurs ont confirmé le rôle important de la végétation et de la densité de bâtiments résidentiels, le rôle plus important étant associé à la végétation.

Les divergences des poids évalués dans les études sont probablement partiellement dues aux différentes méthodes d'évaluation. Les trois travaux précédents utilisent l'analyse factorielle basée sur les statistiques des variables objectives, qui ne reflètent peut-être pas l'opinion des habitants. Quant à nous, nous avons utilisé l'évaluation perçue par les experts dans la régression pour pondérer les indicateurs objectifs. Cependant, il est probable que les différences d'importance relative des indicateurs reflètent aussi le fait que les sociétés en question ne sont pas identiques au niveau culturel et au niveau de leur développement économique. Leurs besoins, conditions de vie et conception d'une bonne qualité de vie ne sont donc pas forcément identiques. Dans cette étude, nous n'avons pas pu valider les évaluations de qualité de vie, ni le poids des indicateurs. Nous croyons que pour évaluer un modèle de calcul de la qualité de vie, une validation par enquête auprès de la population locale serait nécessaire.

Les résultats de cette étude nous permettent donc de confirmer partiellement l'hypothèse voulant qu'il soit possible d'évaluer la qualité de vie telle que perçue par les locaux à partir d'indicateurs d'infrastructures et d'environnement objectifs. Notre méthode de pondération démontre que ces facteurs jouent un rôle dans l'évaluation de la qualité de vie, mais révèle aussi que la relation entre les indicateurs mesurables et la satisfaction perçue est plus complexe que précédemment estimée. Est-ce cette relation complexe qui mène certains auteurs à considérer comme utopique une définition objective de la qualité de vie (Olivier, 1997; Mitchel *et al.*, 2001) ? Nous pensons que les outils statistiques et les données quantitatives permettent de quantifier cette relation avec un certain niveau de précision, mais que des facteurs sociaux, individuels et psychologiques (qui sont bien au-delà des limites de notre étude) jouent forcément un rôle important dans le processus d'évaluation de la qualité de vie par les individus.

6. Conclusion

La qualité de vie est une notion difficilement définissable et elle porte à la fois les aspects objectifs et subjectifs. Il est nécessaire de combiner des études empiriques et quantitatives sur les deux aspects. Le but principal de la présente thèse était donc d'étudier la relation entre certains indicateurs objectifs de qualité de vie et la satisfaction perçue par la population locale quant à leur milieu de vie. Cependant, dans les études portant sur l'évaluation de qualité de vie urbaine, les informations extraites à partir des images satellites sont limitées à cause de la résolution des images et de la méthode conventionnelle de classification par pixel. Le deuxième objectif de la thèse était d'appliquer la méthode orientée objets sur l'image Quickbird à 0,7m de résolution afin de développer des indicateurs de qualité de vie. La thèse a marié deux domaines lointains et trouvé l'utilité de la télédétection dans une étude de science sociale.

6.1. Originalité

Cette étude apporte une contribution nouvelle à l'étude de la qualité de vie par télédétection. Le traitement de l'image utilisant des tests empiriques de segmentation nous permet de choisir des paramètres optimaux pour chaque type d'objet. Le choix de valeurs des paramètres n'est plus intuitif, mais est établi à partir d'une méthode systématique d'évaluation. L'utilisation d'une image THRS a permis de calculer des indicateurs plus propices pour l'évaluation de qualité de vie à une échelle plus fine que ceux dans les études antérieures.

La pondération des indicateurs par la régression ordinaire nous a permis d'intégrer les données spatiales avec les données qualitatives (sur la satisfaction). Les résultats révèlent une relation complexe entre les indicateurs et la satisfaction et ils soulignent la nécessité d'ajouter plusieurs autres indicateurs pour en arriver à une évaluation exhaustive de la qualité de vie. Cela n'appuie pas forcément le point de vue théorique voulant que la qualité de vie soit

impossible à définir, mais en rend à tout le moins l'évaluation empirique extrêmement complexe. En outre, l'étude montre que l'importance des facteurs de la qualité de vie urbaine d'un pays en développement est différente de ce qui est documenté pour les pays développés. Nous constatons le rôle assez faible de la végétation et le rôle dominant de l'espace résidentiel.

Cette étude fait partir des applications de la télédétection en sciences sociales. La combinaison des aspects objectifs et subjectifs et l'approche adaptée au milieu socioculturel qui caractérise notre analyse des résultats constituent une contribution novatrice en sciences humaines.

6.2. Limitations et perspectives

Afin d'améliorer l'exactitude de la cartographie des occupations des sols par Definiens, nous recommandons d'intégrer des informations auxiliaires dans la classification. En particulier, pour la classe d'arbres isolés qui a été obtenue avec une très faible exactitude, l'utilisation d'un modèle numérique du terrain et de l'image LIDAR peut donner de meilleurs résultats (Sugumaran and Voss, 2007; Baatz et al., 2008). Le réseau routier, quant à lui, n'est pas facile à extraire à partir de l'image. La classe « grande route » a été obtenue avec une exactitude de 85% mais la segmentation des petites routes n'est pas suffisamment adéquate pour une bonne classification. Dans la littérature, ce fait a été documenté par d'autres auteurs qui utilisent un algorithme similaire à celui de Definiens ou un algorithme coopératif de région et contour (Taubenböck et al., 2006; Puissant et al., 2006; Sebari, 2008). Taubenböck et al (2006) notent que l'algorithme de région (en outre, l'algorithme de Definiens) n'est pas efficace pour la segmentation du réseau routier. Nous recommandons donc l'ajout de bandes spectrales, comme par exemple les images hyper-spectrales (Herold et al., 2008)) afin d'arriver à une bonne segmentation du réseau routier. Il est également nécessaire de tester d'autres algorithmes qui prennent en compte de la forme des objets, par exemple la détection de squelettes (Mena et Malpica 2005; Q. Zhang et Couloigner 2006).

Dernièrement, des tests itératifs de sensibilité sont également recommandés. Les tests peuvent se faire de manière automatique à l'aide de la programmation CNL récemment développée de Definiens (Baatz et al., 2008).

Nous n'avons utilisé que neuf indicateurs qui sont reliés à l'infrastructure et l'environnement physique. Comme nos modèles en arrivent à expliquer 22% et 54% de la variation de la satisfaction perçue donnée par les experts, il est clair qu'il faudrait ajouter d'autres facteurs probablement liés à d'autres types d'infrastructures ou de facteurs environnementaux, mais aussi possiblement de nature subjective (concernant la perception individuelle ou les valeurs culturelles). Il est aussi possible que des indicateurs objectifs (de type socio-économique), qui ne devaient pas en théorie être évalués par les experts aient tout de même eu un effet sur leur perception. La satisfaction et les indicateurs de qualité de vie doivent donc ultimement être étudiés à une échelle plus détaillée tant au niveau spatial (sur une zone d'étude plus petite) qu'au niveau des types d'indicateurs.

Vu la difficulté d'obtenir directement l'avis des habitants de Hanoi sur leur qualité de vie, nous avons utilisé l'évaluation des experts locaux en urbanisme. Afin d'avoir obtenu des résultats plus convaincants, nous proposons d'effectuer des enquêtes auprès des habitants pour les futurs travaux de recherche.

Finalement, une étude comparative pour des pays de différents niveaux de développement économiques pourrait nous permettre d'arriver à isoler les raisons sous-jacentes des différences d'évaluation de la qualité de vie, qu'elles soient socio-économiques ou culturelles.

Références

- André, P. and Bitondo, D. (2001) *Élaboration d'un cadre conceptuel et méthodologique pour l'évaluation intégrée des impacts des projets d'infrastructures linéaires sur la qualité de vie*. Agence canadienne d'évaluation environnementale, 19 p.
- Anselin, L. (2003) *GeoDA 0.9 User's guide*. Spatial Analysis Laboratory, Department of Agricultural and Consumer Economics, University of Illinois, 126 p.
- Apparicio, P., Séguin, A.-M. and Naud, D. (2008) The quality of the urban environment around public housing buildings in Montréal: an objective approach based on GIS and multivariate statistical analysis. *Social Indicators Research*, vol. 86, p. 355-380.
- Bonn, Ferdinand, et Guy Rochon. 1992. *Précis Teledetection, Volume 1 : Principes et méthodes*. Québec: Presses de l'Université du Québec.
- Baatz, M., Benz, U. C., Dehshani, S., Heynen, M., Höltje, A., Hofmann, P., Lingenfelder, I., Mimler, M., Sohlbach, M., Weber, M. and Willhauck, G. (2004) *eCognition Professional, Userguide version 4.0*. München, 475 p.
- Bailey, T. C. and Gatrell, A. C. (1995) *Interactive spatial data analysis*. Longman Scientific and Technical, Harlow, 413 p.
- 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 & Remote Sensing*, vol. 58, p. 239-258.
- Caprioli, M. and Tarantino, E. (2003) Urban features recognition from VHR satellite data with an object-oriented approach. in *Challenges in geospatial analysis*, Stuttgart, September 8-9, 2003.
- Chen, C.-K. and Hughes, J. J. (2004) Using Ordinal Regression Model to Analyze Student Satisfaction Questionnaires. *Institutional Research Applications*, vol. 1, p. 1-13.
- Cheng, H. D., X. H. Jiang, et Jingli Wang. 2001. Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition* 34: 2259-2281.

Cohen, B. (2004) Urban growth in developing countries: A review of current trends and a caution regarding existing forecasts. *World Development*, vol. 32, n° 1, p. 23-51.

Coulibaly, L. and Gwyn, Q. H. J. (2005) Intégration de données d'images satellitaires optiques et radars et de données topographiques pour la cartographie géomorphologique. *Journal canadien de télédétection*, vol. 31, n° 6, p. 439-449.

Crews, K.A. & Walsh, S.J. (2009) Remote sensing and the social sciences. In: *The SAGE handbook of remote sensing*. Los Angeles, London, New Dehli, Singapore, Washington DC, SAGE, pp.437-458.

Dang, X. D., Le, H. K. and Ha, V. Q. (2004) La population de Hanoi. p. 269-298, in Gubry, P. (éd.) *Population et développement au Viêt-nam*. La maison d'édition du monde, Hanoi, 613 p.

Drakakis-Smith, D. and Kilgour, A. (2001) Sustainable urbanisation and environmental issues in Vietnam. p. 213-233, in Adger, N. W., Nelly, M. P. and Nguyen, H. N. (éd.) *Living with environmental change: Social vulnerability, adaption and resilience in Vietnam*. Taylor and Francis Group, London and New York, 336 p.

Ehlers, M. (2008) New developments and trends for urban remote sensing p. 357-376, in Weng, Q. and Quattrochi, D. A. (éd.) *Urban remote sensing*. CRC Press: Taylor & Francis Group, Boca Raton, London and New York, 412 p.

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.

Garson, D. D. (2009) Ordinal regression in Statnotes: Topics in Multivariate Analysis, North Caroline State University, <http://faculty.chass.ncsu.edu/garson/pa765/statnote.htm>. Date de consultation: 16-07-2009.

Government of New Zealand (2007) *Quality of life in twelve of New Zealand's cities*. Wellington, 246 p.

Green, N. E. (1957) Aerial photographic interpretation and the social structure of the city. *Photogrammetric Engineering*, vol. 23, p. 89-96.

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.

Guyer, J.I. & Lambin, E.F. (1993) Land Use in an Urban Hinterland: Ethnography and Remote Sensing in the Study of African Intensification. *American Anthropologist*, 95 (4), pp.839-859.

HAIDEP (2005) Hanoi environment fact book: Opinions of 20 000 households. Hanoi People's Commity and Japanese International Cooperation Agency, Hanoi, 27 p.

Haralick, R. M., Shanmugam, K. and Its'hak, D. (1973) Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 47, p. 610-621.

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), Salzburg, July 4-5, 2006.

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.

Herold, M., Schiefer, S., Hostert, P. and Roberts, D. (2008) Applying imaging spectrometry in urban areas. p. 137-162, in Weng, Q. and Quattrochi, D. A. (réd.) *Urban remote sensing*. CRC Press: Taylor & Francis, Boca Raton, London and New York, 412 p.

Hofmann, P., Strobl, J., Blaschke, T. and Kux, H. (2006) Detecting informal settlements from Quickbird data in Rio de Janeiro using an object based approach. in 1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA), Salzburg, July 4-5, 2006.

House of Representatives Standing Committee on Environment and Heritage (2005) *Sustainable cities*. The Parliament of the Commonwealth of Australia, Canberra, 203 p.

- Huiping, H., Bingfang, W. and Jinlong, F. (2003) Analysis to the relationship of classification accuracy, segmentation scale, image resolution. in IGARSS 2003, Toulouse, July 21-25, 2003.
- Jaccard, J. and Turrisi, R. (2003) Interaction effects in multiple regression (Quantitative applications in the social sciences). SAGE Publications, London, 112 p.
- Jacquina, A., Misakova, L. and Gay, M. (2008) A hybrid object-based classification approach for mapping urban sprawl in periurban environment. *Landscape and Urban Planning*, vol. 84, n° 2, p. 152-165.
- Jensen, J. R. (2005) *Introductory of digital image processing: a remote sensing perspective*. Prentice Hall, New Jersey, 562 p.
- Jianwen, M. and Bagan, H. (2002) Land-use classification using ASTER data and self-organized neural networks. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, vol. 7, n° 3, p. 183-188.
- Kamp, I. V., Leidelmeijer, K., Marsman, G. and Hollander, A. D. (2003) Urban environmental quality and human well-being towards a conceptual framework and demarcation of concepts; a literature study. *Landscape and Urban Planning*, vol. 65, p. 5-18.
- Kettig, R. L. and Landgrebe, D. 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.
- Kleinbaum, D. G. and Klein, M. (2002) *Logistic regression: a self-learning text (Statistics for biology and health)*. Springer, New York, 536 p.
- Kropatsch, W. G., Bischof, H. and Englert, R. (2001) Hierarchies. p. 199-218, in Kropatsch, W. and Bischof, H. (éd.) *Digital image analysis: selected techniques and applications*. Springer, New York, 544 p.
- Kulkarni, Arun D. 2001. *Computer vision and fuzzy-neural systems*. New Jersey: Prentice Hall PTR.
- Kux, H. J. H. and Araújo, E. H. G. (2006) Multi-temporal object-oriented classifications and analysis of Quickbird scenes at a metropolitan area in Brazil (Belo Horizonte, Minas Gerais

State). in 1st International Conference on Object-based Image Analysis Analysis (OBIA), Salzburg, July 4-5, 2006.

Laliberte, A. S., Rango, A., Havstad, K. M., Paris, J. F., Beck, R. F., McNeely, R. and Gonzalez, A. L. (2004) Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico. *Remote Sensing of Environment*, vol. 93, p. 198–210.

Lang, S., Jekel, T., Hölbling, D., Schöpfer, E., Prinz, T., Kloyber, E. and Blaschke, T. (2006) Where the grass is greener - mapping of urban green structures according to relative importance in the eyes of the citizens. in 1st EARSeL Workshop of the SIG Urban Remote Sensing, Humboldt-Universität zu Berlin, March 2-3, 2006.

Li, G. and Weng, Q. (2007) Measuring the quality of life in city of Indianapolis by integration of remote sensing and census data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 28, n° 2, p. 249–267.

Lo, C. P. and Faber, B. J. (1997) Integration of Landsat Thematic Mapper and Census Data for Quality of Life Assessment. *Remote Sensing of Environment*, vol. 62, p. 143-157.

Longley, P. A., Barnsley, M. J. and Donnay, J.-P. (2001) Remote sensing and urban analysis: a research agenda. p. 245-255, in Donnay, J.-P., Barnsley, M. J. and Longley, P. A. (éd.) *Remote sensing and urban analysis*. Taylor and Francis, London and New York, 268 p.

Maggino, F. (2006) Perception and evaluation of the quality of life in Florence, Italy. p. 75–126, in Sirgy, M. J., Rahtz, D. and Swain, D. (éd.) *Community Quality-of-Life Indicators: Best Cases II (Social indicators research, vol. 28)*. Springer, London, 329 p.

Malczewski, J. (1999) *GIS and multicriteria decision analysis*. John Wiley & Sons, New York, 392 p.

Massalabi, Amani. 2006. Détection et exploitation d'ombre de bâti sur les images de très haute résolution spatiale (IKONOS): Application au milieu urbain (Sherbrooke). Université de Sherbrooke, Département de géomatique appliqué.

McCullagh, P. (1980) Regression models for ordinal data. *Journal of Royal Statistical Society*, vol. B42, n° 2, p. 109-142.

- Mena, J. B., et J. A. Malpica. 2005. An automatic method for road extraction in rural and semi-urban areas starting from high resolution satellite imagery. *Pattern Recognition Letters* 26: 1201–1220-1201–1220.
- Mendes, J. F. G. and Motizuki, W. S. (2001) Urban Quality of Life Evaluation Scenarios : The Case of São Carlos in Brazil. *Council on Tall Buildings and Urban Habitat Review*, vol. 1, n° 2, p. 13-23.
- Metivier, E. D. and McCoy, R. M. (1971) Mapping urban poverty housing from aerial photographs. p 1563–1569, in the *Seventh International Symposium on Remote Sensing of Environment*, Ann Arbor, May 17-21, 1971, University of Michigan Press.
- Miller, R. B. and Small, C. (2003) Cities from space: potential applications of remote sensing in urban environmental research and policy. *Environmental Science & Policy*, vol. 6, p. 129-137.
- Mignerou, Jean-Gabriel. 1971. L'utilisation de l'analyse factorielle en planification urbaine et régionale. *Revue de géographie de Montréal* 26, no. 3: 251-270.
- Morin, Denis. 1975. Allométrie du système urbain du Québec (1941-1971). *Cahiers de Géographie du Québec* 19, no. 46.
- Ministre des ressources et environnement (2003) *Environnement du Viêt-nam*. p. 69-78.
- Mitchel, G., Namdeo, A. and Kay, D. (2001) A new disease-burden method for estimating the impact of outdoor air quality on human health. *Science Total Environment*, vol. 246, p. 153-164.
- Mittelberg, B. (2002) Pixel vs. Object: A method comparison for analysing urban areas with VHR data. *eCognition Application note*, vol. 3, n° 2, p. 1-2.
- Mumbower, L. E. and Donohue, J. (1967) Urban poverty study. *Photogrammetric Engineering*, vol. 33, p. 610-618.
- Nichol, J. and Lee, C. M. (2005) Urban vegetation monitoring in Hong Kong using high resolution multispectral images. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 26, n° 5, p. 903-918.

- Nichol, J. E. and Wong, M. S. (2008) Assessing urban environmental quality with multiple parameters. p. 253-268, in Weng, Q. and Quattrochi, D. A. (éd.) Urban remote sensing. CRC Press: Taylor & Francis Group, Boca Raton, London and New York, 412 p.
- Norusis, M. (2009) Ordinary Regression in SPSS Statistics Guides, Greater Cleveland, http://www.norusis.com/pdf/ASPC_v13.pdf Date de consultation: 10-07-2009.
- O'Rourke, D. (2005) Community-driven regulation: balancing development and the environment in Vietnam. The MIT Press, Cambridge, 297 p.
- Oliveau, S. and Guilmolto, C. Z. (2005) Spatial correlation and demography : Exploring India's demographic patterns. in Union Internationale pour l'étude scientifique de la population : XXVe Congrès International de la Population, Tour, 18-23 juillet, 2005.
- Olivier, J. (1997) Quality of Life and Mental Health Services. Routledge, London, 310 p.
- Ossenkopp, Klaus-Peter, et Dwight S. Mazmanian. 1985. Some behavioral factors related to the effects of cold-restraint stress in rats: A factor analytic-multiple regression approach. *Physiology & Behavior* 34, no. 6: 935-941.
- Pacione, M. (2003) Urban environmental quality and human wellbeing - a social geographical perspective. *Landscape and Urban Planning*, vol. 65, p. 19-30.
- Platt, R. V. and Rapoza, L. (2008) An evaluation of an object-oriented paradigm for land use/land cover classification. *Professional Geographer*, vol. 60, p. 87-100.
- Park, Hee Sun, René Dailey, et Daisy Lemus. 2002. The use of exploratory factor analysis and principal components analysis in communication research. *Human Communication Research* 28, no. 4: 526-577.
- Puissant, A. and Weber, C. (2001) Utilité des images haute résolution pour évaluer la place de la végétation dans l'aménagement urbain : Quelle résolution pour quels besoins. in Actes des 5èmes rencontres sur nouvelles approches en géographie théorique and quantitative, Besançon, 22-23 février 2001.
- Puissant, A., Weber, C., Sheeren, D., Wemmert, C. and Gañarski, P. F. (2006) Amélioration des connaissances sur l'environnement urbain : intérêt de l'intégration de règles dans les

procédures de classifications. in Colloque international Interactions Nature-Société : analyses et modèles, La Baule, mai 2006.

Richards, John A., et Xiuping Jia. 2006. Remote sensing digital image analysis: an introduction. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag.

Rindfuss, R.R. & Stern, P.C. (1998) Linking remote sensing and social sciences: the need and the challenges. In: People and pixels : linking remote sensing and social science. Washington D.C., National Academic Press, pp.1-27.

Saxena, S., Carlson, D., Billington, R. and Orley, J. (2001) The WHO quality of life assessment instrument (WHOQOL-Bref): The importance of its items for cross-cultural research. Quality of Life Research, vol. 10, p. 711-721.

Scott, S. C., Goldberg, M. S. and Mayo, N. E. (1997) Statistical assessment of ordinal outcomes in comparative studies. Journal of Clinical Epidemiology, vol. 50, n° 1, p. 45-55.

Sebari, I. (2008) 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. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 200 p.

Secrétariat du Conseil du Trésor du Canada (2000) Qualité de vie - rapport conceptuel les moyens de définir et de mesurer la qualité de vie et de présenter aux Canadiens des rapports à ce sujet. Ottawa, 13 p.

Sénécal, G., Hamel, P. J. and Vachon, N. (2005) Forme urbaine, qualité de vie, environnements naturels et construits éléments de réflexion et test de mesure pour la région métropolitaine de Montréal. Cahiers de Géographie du Québec, vol. 49, n° 136, p. 19-43.

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

Shafer, C. S., Lee, B. K. and Turner, S. (2000) A tale of three greenway trails: user perceptions related to quality of life. Landscape and Urban Planning, vol. 49, p. 163-178.

- Song, C. (2005) Spectral mixture analysis for subpixel vegetation fractions in the urban environment: How to incorporate endmember variability? *Remote Sensing of Environment*, vol. 95, p. 248-263.
- Sonka, Milan, Vaclav Hlavac, et Roger Boyle. 1999. Chapter 5: Segmentation. Dans *Image processing, analysis, and machine vision*, 123-227. Pacific Grove: Brooks/Cole Publishing Company.
- SPSS (2005) *SPSS base 14.0 User's guide*. SPSS Inc., Chicago, 764 p.
- Stanley, S. E. (1979) Indicateurs de la qualité de vie au travail. p. 5-31, (réd.) *Indicateurs de la qualité de l'environnement et de la qualité de la vie*. Unesco, Rapports et documents de sciences sociales, Paris, 104 p.
- Stathopoulou, M. and Cartalis, C. (2006) Mapping quality of life in Metropolitan Athens using satellite and census data. in 1st EARSel Workshop of the SIG Urban Remote Sensing, Humboldt-Universität zu Berlin, March 2-3, 2006.
- Steinwendner, J., Schneider, W. and Bartl, R. (2001) Image understanding methods for remote sensing. p. 338-357, in Kropatsch, W. and Bischof, H. (réd.) *Digital image analysis: selected techniques and applications*. Springer, New York, 544 p.
- Stow, D., Hamada, Y., Coulter, L. and Anguelova, Z. (2008) Monitoring shrubland habitat changes through object-based change identification with airborne multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, n° 3, p. 1051-1061
- Stronach, N. (2004) *Élaboration d'un indice global de qualité de l'environnement urbain pour la ville de Sherbrooke*. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 99 p.
- Sugumaran, R. and Voss, M. (2007) Object-oriented classification of LIDAR-fused hyperspectral imagery for tree species identification in an urban environment. in 2007 Urban Remote Sensing Joint Event, Paris, April 11-13, 2007.
- 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. in 1st EARSeL Workshop of the SIG Urban Remote Sensing, Humboldt-Universität zu Berlin, March 2-3, 2006.

UCLA, A. T. S. (2009) Data analysis examples in Stat computing, Academic Technology Services, University of Californie in Los Angeles, <http://www.ats.ucla.edu/stat/sas/notes2/>
Date de consultation: 17 - 07 - 2009.

UN (2008) World Urbanization Prospects: The 2007 Revision Highlights. Department of Economic and Social Affairs, Population Division, 244 p.

Vogt, Paul. 2005. Dictionary of statistics and methodology: a nontechnical guide for the social sciences. SAGE.

Weber, C. and Hirsch, J. (1992) Some urban measurements from SPOT data: urban life quality indices. International Journal of Remote Sensing, vol. 13, p. 3251-3261.

Weng, Q. and Lu, D. (2008) Subpixel analysis of urban landscapes. p. 71-90, in Weng, Q. and Quattrochi, D. A. (réd.) Urban remote sensing. CRC Press: Taylor & Francis Group, Boca Raton, London and New York, 412 p.

Wu, C. (2004) Normalized spectral mixture analysis for monitoring urban composition using ETM+ imagery. Remote Sensing of Environment, vol. 93, p. 480-492.

Zhang, Q., et I. Couloigner. 2006. Automated road network extraction from high resolution multi-spectral imagery. Dans ASPRS. Reno, Nevada.

Zhang, Yu Jin. 2006. Chapter 1: An overview of image and video segmentation in the last 40 years. Dans Advances in image and video segmentation, 1-15. Hershey, PA: IRM Press.

Zhang, Yun. 2002. Problems in the fusion of commercial high-resolution satellites as well as Landsat 7 images and initial solutions. Dans ISPRS "GeoSpatial Theory, Processing and Applications" Comission IV, WG IV/7, Vol. 34, Part 4: Ottawa.

Zhu, G. and Blumberg, D. G. (2002) Classification using ASTER data and SVM algorithms; The case study of Beer Sheva, Israel. Remote Sensing of Environment, vol. 80, p. 233-240.

Zoro, E.-G. (2001) Apport de l'information géographique dans l'élaboration d'un indicateur de développement urbain : Abidjan et l'Île de Montréal. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 134 p.

Annexes

Profil des experts interviewés

Nom	Profession
Vũ Chí Đồng	Urbaniste (spéc. Plannification)
Nguyễn Ngọc Nga	Géographe urbain
Chu Xuân Huy	Géographe urbain
Vũ Anh Tuấn	Géographe urbain
Nguyễn Anh Tuấn	Urbaniste (spéc. Transport)
Liêu Quang Hải	Urbaniste (spéc. Drainage hydraulique)
Hoàng Đình Giáp	Urbaniste (spéc. Drainage hydraulique et conditions d'hygiène)
Trần Ngọc Linh	Architecte

Les experts sont fonctionnaires l'Institut de l'architecture et de la planification urbaine et rurale de Hanoi (Ministère de construction du Viêt-Nam) et du Centre de recherche de télédétection et géomatique - VTGEO (Académie des sciences du Viêt-Nam). Ils ont des expériences professionnelles sur la ville en exerçant leur métier dans la zone d'étude, soit le district Hoàn Kiếm. Ils ont aussi des expériences personnelles en y vivant ou ayant vécu.

Vũ Chí Đồng a eu une formation graduée en géographie avec la spécialité des études urbaines et de la planification régionale. Il est chercheur principal dans les projets importants au sein de l'Institut en réalisant les tâches comme rédiger le rapport des stratégies des villes vietnamiennes et modéliser les systèmes urbains nationaux et régionaux pour 2025, etc.

Nguyễn Ngọc Nga a eu une formation en géographie humaine. Elle a participé des projets avec des tâches comme effectuer les enquête et compiler les données du plan des villes vietnamienne pour la période de 1996-2000, compiler les cartes pour la planification urbaine et la gestion de construction.

Chu Xuân Huy et Vũ Anh Tuấn ont des études graduées en géographie (du VTGEO). Les deux collaborent comme chercheurs dans plusieurs projets portant sur la ville de Hanoi. Par exemple: ils ont effectué les applications de la télédétection pour la gestion urbaine. Ils ont aussi travaillé au projet HAIDEP comme analystes des données géographiques.

L'équipe des trois urbanistes et l'architecte travaillent dans les projets de planification pour la ville de Hanoi. Ils font l'enquête sur l'infrastructure de la ville et participent au développement d'un plan urbain des nouvelles zones de Hanoi. Nguyễn Anh Tuấn a eu la formation

universitaire en génie civil avec la spécialité du système de transport et il travaille comme urbaniste à l'Institut. Liêu Quang Hải et Hoàng Đình Giáp sont aussi urbaniste en ayant la formation universitaire en génie civil avec la spécialité du système de drainage et égouts, tandis que Trần Ngọc Linh a eu la formation en architecture urbaine.

Réponses des experts sur la satisfaction quant à la commodité

Nom du quartier	Đồng	Nga	Huy	Tuân	NA	Tuấn	Hải	Giáp	Linh
Cửa Nam	13	13	4	5	3	18	18	6	
Trần Hưng Đạo	15	15	16	15	15	10	10	15	
Hàng Bài	11	16	14	18	4	6	6	3	
Phan Chu Trinh	17	17	15	14	16	4	4	12	
Tràng Tiền	18	18	17	4	17	5	5	5	
Hàng Bạc	5	3	10	8	7	17	17	14	
Lý Thái Tổ	16	14	12	9	18	15	15	10	
Hàng Buồm	6	8	8	6	6	16	16	9	
Đồng Xuân	9	2	13	17	5	9	9	16	
Hàng Đào	12	5	9	16	10	12	12	8	
Hàng Mã	10	10	5	11	8	13	11	11	
Hàng Bồ	8	6	7	10	9	11	13	7	
Cửa Đông	3	9	3	3	11	8	8	2	
Hàng Bông	4	7	6	13	14	2	2	18	
Hàng Gai	7	11	11	7	12	7	14	17	
Hàng Trống	15	12	18	12	13	1	3	4	
Phúc Tân	2	4	2	1	1	14	7	1	
Chương Dương Độ	1	1	2	1	1	2	3	1	

Réponses des experts sur la satisfaction quant à l'aménité

Nom du quartier	Đồng	Nga	Huy	Tuân	NATuân	Hải	Giáp	Linh
Cửa Nam	12	10	12	9	13	15	13	9
Trần Hưng Đạo	14	13	16	17	14	14	11	18
Hàng Bài	5	14	13	18	12	5	10	12
Phan Chu Trinh	15	15	17	16	17	2	9	2
Tràng Tiền	18	16	15	15	15	10	5	17
Hàng Bạc	10	6	4	8	9	17	18	16
Lý Thái Tổ	16	18	18	14	18	18	17	15
Hàng Buồm	3	7	3	5	8	12	12	5
Đồng Xuân	7	1	8	2	7	8	8	7
Hàng Đào	4	12	5	7	5	9	16	6
Hàng Mã	6	9	6	4	4	6	15	11
Hàng Bồ	8	5	7	6	6	4	4	8
Cửa Đông	13	8	10	11	3	16	2	4
Hàng Bông	11	11	11	12	10	6	3	13
Hàng Gai	9	4	9	10	11	13	14	10
Hàng Trống	17	17	14	13	16	1	1	14
Phúc Tân	2	3	2	1	1	11	7	3
Chương Dương Độ	1	2	1	1	3	2	3	6

Indicateurs de commodité

Nom de quartiers	Dist. aux hôpitaux (m)	Dist. aux bus (m)	Dist. aux marché (m)	Dist. aux écoles primaires (m)	Densité de route (%)
Cửa Nam	274,60	119,56	805,13	499,31	0,15
Trần Hưng Đạo	297,31	110,19	656,89	246,21	0,14
Hàng Bài	419,70	97,78	305,15	255,64	0,16
Phan Chu Trinh	539,96	85,35	551,73	388,96	0,16
Tràng Tiền	519,90	81,65	195,73	373,80	0,19
Hàng Bạc	722,27	126,28	114,18	300,81	0,20
Lý Thái Tổ	781,11	106,05	284,28	191,55	0,18
Hàng Buồm	903,34	122,93	295,28	209,09	0,15
Đồng Xuân	1106,01	131,36	151,98	252,33	0,20
Hàng Đào	694,32	77,03	293,13	140,28	0,18
Hàng Mã	949,45	81,73	308,95	314,70	0,18
Hàng Bồ	665,61	105,21	353,20	169,18	0,14
Cửa Đông	452,20	113,36	190,83	235,10	0,20
Hàng Bông	159,65	92,50	337,72	152,43	0,17

Hàng Gai	401,85	157,43	237,19	134,63	0,14
Hàng Trống	324,57	112,69	212,31	192,59	0,10
Phúc Tân	1393,98	329,93	569,14	397,33	0,09
Chương Dương Độ	977,41	321,30	620,52	416,73	0,06

Indicateurs de l'aménité

Nom de quartiers	Dist. aux parcs (m)	Densité végétation (%)	Espace résidentiel (m ² /habitant)	Dist. aux plans d'eau (m)
Cửa Nam	451,65	0,09	9,14	4454,89
Trần Hưng Đạo	173,49	0,2	19,56	1579,44
Hàng Bài	347,9	0,21	11,99	1878,47
Phan Chu Trinh	246,15	0,21	16,31	3015,48
Tràng Tiền	96,42	0,23	10,51	1004,77
Hàng Bạc	119,7	0,11	7,02	244,66
Lý Thái Tổ	152,12	0,22	8,17	605,53
Hàng Buồm	408,08	0,04	9,84	1458,21
Đống Xuân	386,26	0,07	7,99	2323,05
Hàng Đào	302,99	0,03	7,33	1501,79
Hàng Mã	191,42	0,2	8,28	5900,57
Hàng Bồ	374,72	0,1	9,07	2773,55
Cửa Đông	355,11	0,16	9,46	3748,71
Hàng Bông	365,09	0,19	11,15	3541,99
Hàng Gai	241,19	0,05	8,39	967,94
Hàng Trống	64,74	0,19	11,54	322,31
Phúc Tân	745,76	0	11,96	125,52
Chương Dương Độ	437,02	0,02	13,92	256,69

Communalité de l'analyse en composantes principales avec la rotation Varimax

Groupe de commodité	
Distance aux hôpitaux	,941
Distance aux stations de bus	,922
Distance aux marchés	,880
Distance aux écoles primaires	,935
Densité route	,951
Groupe d'aménité	
Distance aux parcs	,937
Densité végétation	,913
Densité bâtiment	,985
Distance aux plans d'eau	,981

Résultats de l'analyse en composante principale avec la rotation Quarimax

Indicateurs	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	Poids 1	Poids 2	Poids 3
Distance aux hôpitaux			0,96	0,39	0,29	-0,09
Distance aux stations de bus	0,76		0,54	0,17	-0,31	0,46
Distance aux marchés	0,51	0,75		-0,32	0,17	0,76
Distance aux écoles primaires		0,94		-0,68	0,19	0,23
Densité route	-0,97			-0,12	0,77	-0,01
Distance aux parcs	-0,95			-0,62	0,24	0,23
Densité végétation	0,86			0,48	0,21	0,18
Densité bâtiment			0,99	-0,06	-0,03	0,93
Distance aux plans d'eau		0,99		-0,05	0,91	-0,03

Résultats de l'analyse en composante principale avec la rotation Equamax

Indicateurs	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	Poids 1	Poids 2	Poids 3
Distance aux hôpitaux				-0,16	-0,03	0,76
Distance aux stations de bus	0,76			0,37	-0,09	0,30
Distance aux marchés	0,51	0,75		0,17	0,47	-0,30
Distance aux écoles primaires		0,94	-0,68	-0,35	0,74	0,16
Densité route	-0,97			-0,70	0,21	0,16
Distance aux parcs	0,95			0,64	0,22	0,21
Densité végétation	-0,84			-0,47	0,22	0,19
Densité bâtiment			0,99	0,08	-0,03	0,93
Distance aux plans d'eau		0,99		0,08	0,91	-0,03

Exemple de la régression interactive des indicateurs de l'aménité

		Estimate	Std. Error	Wald	df	Sig.	95% Confidence Interval	
							Lower Bound	Upper Bound
Threshold	[Avis = 1,00]	-4,651	,652	50,840	1	,000	-5,929	-3,372
	[Avis = 2,00]	-3,491	,544	41,183	1	,000	-4,558	-2,425
	[Avis = 3,00]	-2,698	,500	29,123	1	,000	-3,677	-1,718
	[Avis = 4,00]	-2,111	,477	19,559	1	,000	-3,046	-1,175
	[Avis = 5,00]	-1,622	,463	12,278	1	,000	-2,529	-,715
	[Avis = 6,00]	-1,134	,452	6,300	1	,012	-2,019	-,248
	[Avis = 7,00]	-,760	,445	2,909	1	,088	-1,633	,113
	[Avis = 8,00]	-,313	,440	,506	1	,477	-1,177	,550
	[Avis = 9,00]	,138	,439	,099	1	,753	-,722	,998
	[Avis = 10,00]	,599	,441	1,847	1	,174	-,265	1,463
	[Avis = 11,00]	1,074	,447	5,771	1	,016	,198	1,950
	[Avis = 12,00]	1,591	,459	12,020	1	,001	,691	2,490
	[Avis = 13,00]	2,159	,477	20,524	1	,000	1,225	3,093
	[Avis = 14,00]	2,739	,498	30,191	1	,000	1,762	3,716
	[Avis = 15,00]	3,338	,525	40,482	1	,000	2,310	4,366

	[Avis = 16,00]	4,002	,560	51,064	1	,000	2,904	5,100
	[Avis = 17,00]	4,863	,627	60,087	1	,000	3,633	6,092
Location	[Index1=Expert1]	,160	,587	,074	1	,785	-,991	1,310
	[Index1=Expert2]	,124	,584	,045	1	,832	-1,021	1,269
	[Index1=Expert3]	-,117	,588	,039	1	,843	-1,270	1,037
	[Index1=Expert4]	,140	,584	,057	1	,811	-1,005	1,284
	[Index1=Expert5]	-,058	,586	,010	1	,921	-1,206	1,090
	[Index1=Expert6]	,056	,583	,009	1	,923	-1,086	1,199
	[Index1=Expert7]	,078	,585	,018	1	,894	-1,069	1,225
	[Index1=Expert8]	0(a)	.	.	0	.	.	.
	Comp1	1,330	,832	2,551	1	,110	-,302	2,961
	Comp3	-2,717	1,305	4,332	1	,037	-5,275	-,159
	Comp2	-,051	,490	,011	1	,918	-1,010	,909
	[Index1=Expert1] * Comp1	-4,719	1,224	14,863	1	,000	-7,119	-2,320
	[Index1=Expert2] * Comp1	-4,451	1,193	13,915	1	,000	-6,789	-2,112
	[Index1=Expert3] * Comp1	-5,003	1,233	16,457	1	,000	-7,420	-2,586
	[Index1=Expert4] * Comp1	-4,255	1,183	12,927	1	,000	-6,574	-1,935
	[Index1=Expert5] * Comp1	-4,593	1,193	14,830	1	,000	-6,931	-2,255
	[Index1=Expert6] * Comp1	-3,400	1,156	8,657	1	,003	-5,665	-1,135
	[Index1=Expert7] * Comp1	-4,614	1,204	14,684	1	,000	-6,974	-2,254
	[Index1=Expert8] * Comp1	0(a)	.	.	0	.	.	.
	[Index1=Expert1] * Comp3	5,131	1,834	7,823	1	,005	1,535	8,726
	[Index1=Expert2] * Comp3	5,865	1,840	10,155	1	,001	2,258	9,472
	[Index1=Expert3] * Comp3	5,849	1,847	10,025	1	,002	2,228	9,469
	[Index1=Expert4] * Comp3	6,745	1,855	13,222	1	,000	3,110	10,381
	[Index1=Expert5] * Comp3	7,562	1,875	16,265	1	,000	3,887	11,237
	[Index1=Expert6] * Comp3	8,277	1,887	19,235	1	,000	4,578	11,976
	[Index1=Expert7] * Comp3	5,365	1,835	8,552	1	,003	1,769	8,962
	[Index1=Expert8] * Comp3	0(a)	.	.	0	.	.	.
	[Index1=Expert1] * Comp2	,846	,680	1,548	1	,213	-,487	2,179
	[Index1=Expert2]	,659	,675	,952	1	,329	-,664	1,982

* Comp2								
[Index 1=Expert3]								
* Comp2	,450	,678	,440	1	,507	-,880		1,779
[Index 1=Expert4]								
* Comp2	1,057	,676	2,441	1	,118	-,269		2,382
[Index 1=Expert5]								
* Comp2	,813	,675	1,453	1	,228	-,509		2,136
[Index 1=Expert6]								
* Comp2	,275	,670	,168	1	,682	-1,038		1,588
[Index 1=Expert7]								
* Comp2	,436	,676	,417	1	,518	-,888		1,760
[Index 1=Expert8]								
* Comp2	0(a)	.	.	0	.	.		.
Comp1 * Comp3	2,099	1,247	2,832	1	,092	-,346		4,544
Comp1 * Comp2	2,334	,528	19,563	1	,000	1,300		3,368
Comp3 * Comp2	1,836	,795	5,336	1	,021	,278		3,393

Link function: Logit.

a This parameter is set to zero because it is redundant.

Valeurs des résidus des modèles retenus

Quartier	Réidus (Commodité)	Résidus (Aménité)
Cửa Nam	0,26	-1,47
Trần Hưng Đạo	-1,54	9,95
Hàng Bài	-0,04	-1,69
Phan Chu Trinh	-0,27	2,19
Tràng Tiền	-0,11	-1,64
Hàng Bạc	0,12	-2,15
Lý Thái Tổ	-0,03	4,06
Hàng Buồm	-0,02	1,19
Đồng Xuân	0,32	-1,22
Hàng Đào	-0,43	-0,90
Hàng Mã	-0,17	-0,33

Hàng Bò	-0,45	-0,21
Cửa Đông	0,41	-1,72
Hàng Bông	1,43	-0,82
Hàng Gai	-0,11	-0,47
Hàng Trống	0,86	-0,79
Phúc Tân	8,03	-2,09
Chương Dương Độ	-3,46	10,92