

Université de Montréal

**CARTOGRAPHIE DE L'OCCUPATION DU SOL EN MILIEU URBAIN DENSE,  
À PARTIR D'IMAGES SATELLITES DE HAUTE RESOLUTION SPATIALE :  
LE CAS DE BEIJING (CHINE)**

par

Natasha Messier  
Département de Géographie  
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures  
en vue de l'obtention du grade de  
Maître es sciences (M.Sc.)  
en géographie

Août 2001

© Natasha Messier, 2001





Université de Montréal

Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé :

Cartographie de l'occupation du sol en milieu urbain dense, à partir d'images satellites de haute résolution spatiale : le cas de Beijing (Chine)

présenté par :

Natasha Messier

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

James GRAY, U de M.  
François CAVAYAS, U de M  
Pierre ANDRE, U de M  
Yves BEAUDOIN, UQAM, Géographie

Mémoire accepté le :

## **SOMMAIRE**

---

En 1994, l'Université de Montréal s'est jointe à une entente inter-universitaire avec la Chine, pour l'étude des problèmes liés à l'approvisionnement et à la consommation de l'eau de la région urbaine de Beijing-Tianjin (Chine). La cartographie d'occupation du sol à différentes échelles est un élément clé du projet. C'est dans le cadre de cette entente, que ce mémoire de maîtrise s'inscrit. Ce dernier visait à mettre au point une méthode de cartographie détaillée de l'occupation du sol en milieu urbain à partir des images satellitales à haute résolution spatiale les plus adaptées aux caractéristiques des milieux urbains chinois. À cette fin, des images satellitales peu exploitées jusqu'à présent en milieu urbain et de haute résolution spatiale (IRS-1C et RADARSAT-1 en mode fin) ont été utilisées. Ces images offrent une meilleure définition visuelle des objets hétérogènes qui composent ce milieu, en comparaison aux imageries traditionnelles (comme Landsat TM et SPOT HRV).

Trois objectifs étaient poursuivis :

- 1) L'établissement d'un système de taxinomie de l'occupation du sol adapté au contexte urbain chinois et harmonisé avec les caractéristiques inhérentes des images employées ;
- 2) Le développement d'une méthode de classification faisant appel aux caractéristiques des teintes et des textures des images employées ;
- 3) L'évaluation de l'apport des images combinées à la classification.

Comme base pour l'établissement de notre système de taxinomie, nous nous sommes servis du système standard d'Anderson. D'après deux visites sur le terrain et divers essais d'analyse préliminaire de nos images nous avons conclu qu'il était possible

d'extraire d'une façon automatique les densités élevée, moyenne et faible du bâti, les surfaces dénudées, l'eau et la végétation. Les différences de la texture des images selon l'occupation du sol se sont avérées l'élément clé de discrimination automatique. Comme moyen de quantification de la texture locale nous nous sommes servis des différents paramètres statistiques extraits des matrices de cooccurrence. Nous avons constaté que : a) le calcul de ces statistiques avec un pas d'échantillonnage de un pixel et une direction de 45 degrés pour l'image IRS-1C, puis un pas de deux pixels et une direction de 90 degrés pour l'image RADARSAT-1, étaient de bons compromis pour capter les caractéristiques texturales de l'occupation du sol ; b) des paramètres statistiques extraits, la moyenne, le contraste, l'énergie, l'entropie, l'homogénéité, la probabilité maximum et l'écart-type, permettaient la meilleure discrimination des classes. Les images de ces paramètres par type d'imagerie ont été soumises à différents classificateurs dirigés et non-dirigés. Ces tests nous ont démontré que l'image panchromatique IRS-1C offrait la meilleure discrimination des classes de densité du bâti faible et moyen, tandis que l'image RADARSAT-1 aidait à discriminer les surfaces dénudées et la densité élevée du bâti beaucoup mieux que IRS-1C. Ces observations nous ont amené à formuler une procédure de classification qui combine le potentiel des deux images, en tirant profit des informations sur les teintes des matériaux (IRS-1C), complétée par celle de la rugosité (RADARSAT-1). La méthode a donné des résultats encourageants et assez satisfaisants (70 à 89% d'exactitude pour les classes de densité du bâti) dans un territoire restreint par nos moyens de validation (une photographie aérienne et nos visites sur le terrain). Les classes d'occupation du sol choisies sont bien harmonisées avec le contenu des images et nous permettent d'escompter un bon comportement de la méthode lorsque appliquée à l'ensemble de la ville de Beijing. En se fondant sur des cartes thématiques illustrant la distribution de ces classes, il serait possible de faire des estimations, certes approximatives, des besoins en eau au niveau local. Quelques pistes à ce sujet sont présentées à la fin de ce mémoire.

# TABLE DES MATIÈRES

---

<b>SOMMAIRE</b>	.....	<b>i</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX</b>	.....	<b>v</b>
<b>LISTE DES FIGURES</b>	.....	<b>vi</b>
<b>LISTE DES PHOTOGRAPHIES</b>	.....	<b>viii</b>
<b>REMERCIEMENTS</b>	.....	<b>ix</b>
<b>INTRODUCTION</b>	.....	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 1</b>	<b>PROBLÉMATIQUE</b> .....	<b>6</b>
1.1	LÉGENDE DE LA CARTE VS IMAGERIE SATELLITE .....	7
1.2	CHOIX DES TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGES .....	16
<b>CHAPITRE 2</b>	<b>OBJECTIFS, HYPOTHÈSES ET MÉTHODOLOGIE</b> .....	<b>28</b>
2.1	LES OBJECTIFS ET HYPOTHESES DE L'ETUDE .....	28
2.2	METHODOLOGIE .....	29
2.2.1	<i>Région à l'étude</i> .....	30
2.2.2	<i>Les images utilisées</i> .....	35
2.2.3	<i>Reconnaissance sur le terrain</i> .....	37
2.2.4	<i>Tests de classification et validation</i> .....	38
2.2.4.1	Analyse de texture .....	38
2.2.4.2	Choix de la méthode de classification .....	42
2.2.4.3	Validation terrain .....	42
2.2.5	<i>Établissement du système de taxinomie</i> .....	45
2.2.6	<i>Développement d'une méthode de classification adaptée aux images de haute résolution spatiale</i> .....	45
2.2.7	<i>Intégration de l'imagerie RADARSAT-1 dans le processus de classification automatique</i> .....	46
2.2.8	<i>Programmes utilisés</i> .....	46
<b>CHAPITRE 3</b>	<b>APPLICATION ET RESULTATS</b> .....	<b>48</b>
3.1	RECONNAISSANCE SUR LE TERRAIN .....	48
3.2	TESTS DE CLASSIFICATION ET VALIDATION .....	55
3.2.1	<i>Analyse de texture</i> .....	55
3.2.2	<i>Validation terrain</i> .....	59
3.3	ÉLABORATION D'UN SYSTEME DE TAXINOMIE .....	61
3.4	DEVELOPPEMENT ET RAFFINEMENT DE LA METHODE DE CLASSIFICATION .....	61
3.4.1	<i>Sites d'entraînement</i> .....	63
3.4.2	<i>Sélection des bandes</i> .....	63
3.5	ÉVALUATION DES RESULTATS .....	66
3.5.1	<i>Classification dirigée par Maximum de Vraisemblance</i> .....	68

	La matrice de confusion.....	68
	Le pourcentage d'exactitude.....	70
	Le coefficient de Kappa.....	70
3.5.2	<i>K-means et Maximum de Vraisemblance</i> .....	70
3.5.3	<i>Raffinement de la classification sous masques</i> .....	79
3.6	INTEGRATION DE L'IMAGE RADAR.....	79
<b>CHAPITRE 4</b>	<b>DISCUSSION</b> .....	<b>89</b>
4.1	L'IMAGERIE UTILISEE.....	89
4.2	LE SYSTEME DE TAXINOMIE.....	91
4.3	LA PROCEDURE DE CLASSIFICATION.....	92
4.4	POSSIBILITES D'APPLICATION.....	93
4.5	POSSIBILITÉS D'APPLICATION POUR LA GESTION DE L'EAU.....	96
<b>CONCLUSION</b>	.....	<b>99</b>
<b>RÉFÉRENCES</b>	.....	<b>102</b>

## **LISTE DES TABLEAUX**

---

<b>Tableau 1.1 :</b>	<b>Synthèse des paramètres optimaux de l'imagerie radar pour les applications urbaines.....</b>	<b>13</b>
<b>Tableau 2.1 :</b>	<b>Les comtés et districts de Beijing.....</b>	<b>32</b>
<b>Tableau 2.2 :</b>	<b>Caractéristiques des satellites et capteurs .....</b>	<b>36</b>
<b>Tableau 3.1 :</b>	<b>Séparabilité des sites d'entraînement pour tous les canaux de texture à un pas d'échantillonnage de un pixel, dans une direction de 45 degrés.....</b>	<b>64</b>
<b>Tableau 3.2 :</b>	<b>Rapport de la classification par Maximum de Vraisemblance utilisant tous les paramètres de texture à une distance de un pixel et une direction de 45 degrés .....</b>	<b>69</b>
<b>Tableau 3.3 :</b>	<b>Classes d'occupation du sol utilisées pour la photo-interprétation .....</b>	<b>71</b>
<b>Tableau 3.4 :</b>	<b>Résultats de la classification dirigée par Maximum de Vraisemblance .....</b>	<b>73</b>
<b>Tableau 3.5 :</b>	<b>Résultats de la classification non-dirigée K-means.....</b>	<b>73</b>
<b>Tableau 3.6 :</b>	<b>Résultats de la classification intégrant l'image RADARSAT-1, sans la classe eau, par rapport aux résultats de la photo-interprétation .....</b>	<b>84</b>
<b>Tableau 4.1 :</b>	<b>Calculs et sources d'information pour l' occupation du sol de Queens.....</b>	<b>98</b>

## **LISTE DES FIGURES**

---

<b>Figure 1 :</b>	<b>Comparaison des tailles de parcelles urbaines de différents pays et des résolutions spatiales idéales des images de télédétection associées .....</b>	<b>4</b>
<b>Figure 1.1 :</b>	<b>Les niveaux II et III en milieu urbain du système de taxinomie d'Anderson; exemple de l'espace résidentiel au niveau III.....</b>	<b>9</b>
<b>Figure 1.2 :</b>	<b>Superficie couverte par des pixels de diverses résolutions spatiales .....</b>	<b>17</b>
<b>Figure 1.3 :</b>	<b>Les méthodes de classification .....</b>	<b>19</b>
<b>Figure 1.4 :</b>	<b>Les étapes de l'analyse de texture .....</b>	<b>24</b>
<b>Figure 2.1 :</b>	<b>Région d'étude – Beijing, Chine .....</b>	<b>33</b>
<b>Figure 2.2 :</b>	<b>Les districts et comtés de la municipalité de Beijing .....</b>	<b>34</b>
<b>Figure 2.3 :</b>	<b>Carte de l'utilisation du sol du district de Haidian, Municipalité de Beijing .....</b>	<b>39</b>
<b>Figure 2.4 :</b>	<b>Territoire couvert lors de la validation terrain .....</b>	<b>44</b>
<b>Figure 2.5 :</b>	<b>Méthode proposée pour la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images de haute résolution spatiale .....</b>	<b>47</b>
<b>Figure 3.1 :</b>	<b>Variogramme pour la sous- image du district de Haidian .....</b>	<b>57</b>
<b>Figure 3.2 :</b>	<b>Informations relevées lors de la validation sur le terrain .....</b>	<b>60</b>
<b>Figure 3.3 :</b>	<b>Représentation des classes d'occupation du sol à Beijing....</b>	<b>62</b>

<b>Figure 3.4 :</b>	<b>Corrélation entre les bandes (valeurs de niveau de gris) de contraste (abscisse) et d'entropie (ordonnée), pour un pas d'échantillonnage de un et une direction de 45 degrés.....</b>	<b>65</b>
<b>Figure 3.5 :</b>	<b>Sous-image de la scène IRS-1C exploitée pour le projet.....</b>	<b>75</b>
<b>Figure 3.6 :</b>	<b>Classification K-means .....</b>	<b>76</b>
<b>Figure 3.7 :</b>	<b>Classification par Maximum de Vraisemblance (MV).....</b>	<b>77</b>
<b>Figure 3.8 :</b>	<b>Exemples des difficultés du classificateur K-means à discriminer les densités du bâti .....</b>	<b>78</b>
<b>Figure 3.9 :</b>	<b>Correspondance des classes obtenues par les images RADARSAT-1 et IRS-1C .....</b>	<b>80</b>
<b>Figure 3.10 :</b>	<b>Sous-image de la scène RADARSAT-1 intégrée au processus de classification de l'image IRS-1C.....</b>	<b>82</b>
<b>Figure 3.11 :</b>	<b>Exemples des canaux de texture créés pour les images IRS-1C et RADARSAT-1 .....</b>	<b>83</b>
<b>Figure 3.12 :</b>	<b>Classification finale de l'occupation du sol intégrant l'imagerie radar .....</b>	<b>86</b>
<b>Figure 3.13 :</b>	<b>Comparaison de la classification intégrant RADARSAT-1 et la classification par Maximum de Vraisemblance de l'image IRS-1C .....</b>	<b>88</b>
<b>Figure 4.1 :</b>	<b>Démarche retenue et proposée pour la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images de haute résolution spatiale .....</b>	<b>95</b>

## **LISTE DES PHOTOGRAPHIES**

---

<b>Photographie 3.1 : Îlot mixte.....</b>	<b>49</b>
<b>Photographie 3.2 : Îlot emmuré .....</b>	<b>50</b>
<b>Photographie 3.3 : Commerces d'un étage en bordure de routes .....</b>	<b>50</b>
<b>Photographie 3.4 : Faible densité du bâti.....</b>	<b>52</b>
<b>Photographie 3.5 : Densité moyenne du bâti .....</b>	<b>52</b>
<b>Photographie 3.6 : Haute densité du bâti .....</b>	<b>53</b>
<b>Photographie 3.7 : Exemple du haut degré de minéralisation dans les quartiers de hutongs.....</b>	<b>54</b>
<b>Photographie 3.8 : Site en reconstruction.....</b>	<b>54</b>
<b>Photographie 3.9 : Photographie aérienne de l'Université de Beijing .....</b>	<b>67</b>
<b>Photographie 3.10 :Présence de végétation sur les plans d'eau.....</b>	<b>84</b>

## **REMERCIEMENTS**

---

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur M. François Cavayas, et mon co-directeur M. Pierre André, pour leur enthousiasme, soutien et disponibilité, tout au long de mon projet d'étude. Je remercie également tous les membres de l'entente G3x4 et les étudiants du laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal, pour leur aide et conseils.

Je suis reconnaissante envers l'Agence Spatiale Canadienne qui par son programme d'accès aux images RADARSAT-1 pour la recherche universitaire nous a permis de faire l'acquisition d'une image RADARSAT-1 à peu de frais. Ma reconnaissance va aussi au Fonds pour la Formation de Chercheurs et l'Aide à la Recherche (Fonds FCAR), pour l'aide financière qu'il m'a octroyée au cours de mes années d'étude au 2<sup>ème</sup> cycle, ainsi qu'à l'Agence Canadienne de Développement International (ACDI), dont le financement pour le projet G3x4 a rendu possible les travaux sur le terrain.

Enfin, j'exprime toute ma gratitude envers Patrick, ma famille et mes ami(e)s pour leur compréhension, leur support et leurs encouragements inestimables.

## **INTRODUCTION**

---

Les villes des pays en voie de développement (PVD) sont souvent caractérisées par une forte croissance de population (Raghavswamy *et al.*, 1996). Il s'ensuit une importante croissance périphérique, une intensification de l'usage du sol urbain, une incohérence de l'organisation structurelle et une inadéquation des infrastructures existantes (Bonn *et al.*, 1996). Les planificateurs urbains des PVD peuvent difficilement contrôler les problèmes engendrés par la croissance importante et rapide des populations citadines (Henderson et Xia, 1997). Le manque de suivi est en majeure partie attribuable à la pauvreté des documents cartographiques, en termes de disponibilité et de mise à jour. Cette pauvreté des documents cartographiques est souvent le résultat des moyens techniques employés pour l'acquisition des informations de base (Forster, 1993). En effet, les photographies aériennes, qui servent généralement de source de données, engendrent des coûts d'acquisition importants et leur interprétation est grande consommatrice de temps. Les images satellites offrent une alternative intéressante aux photographies aériennes. Compte tenu de l'étendue couverte par ces images, il y a une économie considérable sur le plan de l'acquisition des données de base. Du même coup, il y a diminution du temps consacré à la création des cartes, comparativement aux photographies aériennes (aérotriangulation, mosaïque, etc.). Le choix judicieux des caractéristiques spatiales, spectrales et radiométriques des images permet de répondre aux

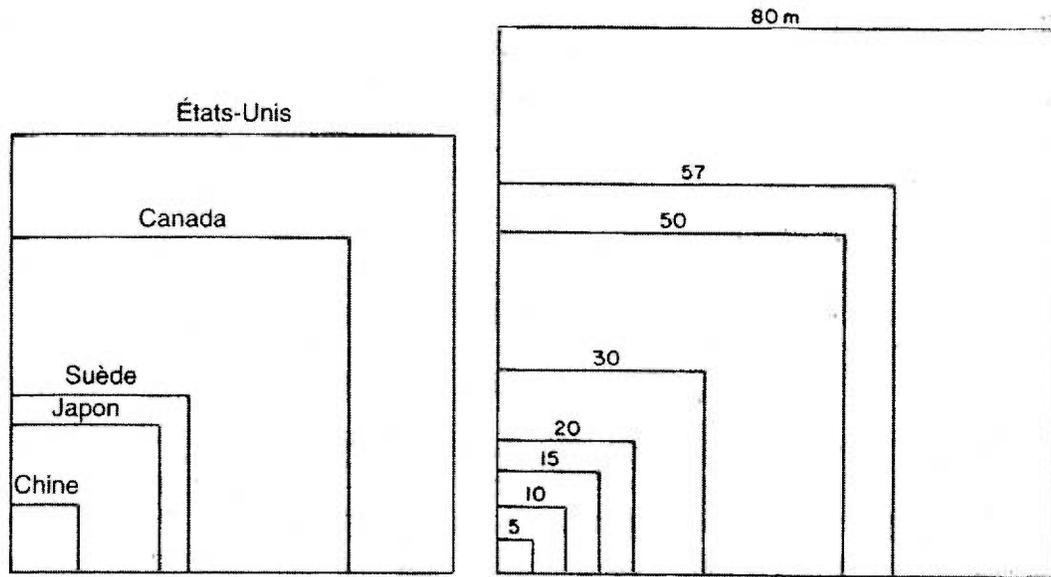
besoins d'une cartographie multi-échelle de l'occupation du sol. Cette cartographie peut se faire maintenant de l'échelle locale, au niveau du lot de terrain individuel, en employant des images à haute et à très haute résolution spatiale, à des échelles régionales en employant des images à résolution spatiale moyenne. Enfin, la fréquence de prise d'images au-dessus du même territoire, qui peut être aussi élevée qu'une image par deux ou trois jours, permet de répondre aux besoins pour des cartes actualisées.

Les milieux urbains chinois n'échappent pas aux fortes pressions d'urbanisation, aux difficultés d'en faire le suivi et de les contrôler. Plus particulièrement, la croissance de la population et l'expansion de la région urbaine de Beijing-Tianjin en Chine, ont causé un problème particulier, celui de la gestion efficace de la ressource hydrique. C'est le problème auquel s'est penché un groupe de chercheurs de quatre universités canadiennes (McGill, de Montréal, de Toronto, UBC) et de trois universités chinoises (Beijing, Nankai, Tsinghua) (G3x4), dans le cadre d'un projet financé par l'ACDI (1994-2002). De ce dernier, le volet « Environnement » porte sur les domaines de « L'offre et de la demande en eau », « Les Politiques » et « L'Évaluation environnementale ». L'absence des documents cartographiques sur plusieurs aspects incluant les modèles du terrain, la représentation du réseau hydrographique et l'usage du sol, autant en milieu rural qu'urbain de Beijing était évidente. Le groupe de l'Université de Montréal qui avait, entre autres, la responsabilité de constituer un SIG, s'est particulièrement intéressé à l'occupation du sol. À l'échelle régionale (bassin-versant), le groupe de l'Université de Beijing a amorcé une étude de

cartographie de l'occupation du sol en employant des images satellites Landsat-TM. En parallèle, le groupe de l'Université de Montréal a commencé une étude sur la cartographie de l'occupation du sol à un niveau local. C'est dans cette étude que s'inscrit notre projet de recherche.

Beijing est un milieu urbain dense. Dans la proche banlieue de la ville, on dénombre 3 101 habitants par kilomètre carré. La densité de population augmente vers le centre de la ville, pour atteindre 26 607 habitants par kilomètre carré (Larivière, 1997). À ce jour, plusieurs chercheurs ont clairement démontré que les images à des résolutions spatiales moyennes comme celles de Landsat-TM sont inadéquates pour une cartographie à un niveau local de l'occupation du sol (Atkinson *et al.*, 1985 ; Toll, 1985 ; Haak *et al.*, 1987 ; Khorram *et al.*, 1987). La densité du bâti et la complexité des patrons de l'occupation du sol déjà signalées des villes de l'Est asiatique imposaient l'utilisation des images satellites avec des résolutions spatiales en dessous de 10 m (Welch, 1982, Figure 1). Les images actuellement disponibles qui offrent en même temps une couverture importante du territoire (de quelques milliers de km<sup>2</sup>) et une haute résolution spatiale, sont les images en mode panchromatique du capteur IRS-1C (résolution de 6 m environ, couverture pouvant atteindre près de 5000 km<sup>2</sup>) et les images radar en mode fin du satellite RADARSAT-1 (résolution de 6 m environ, couverture de l'ordre de 2500 km<sup>2</sup>). Très peu d'études ont été effectuées avec ces images en milieu urbain, surtout dans un contexte est asiatique. Ainsi, notre étude s'est concentrée à l'exploration du potentiel de ces deux types d'imageries satellites pour la cartographie de l'occupation du sol.

Puisque la première priorité dans ces pays est de dresser rapidement des cartes, l'exploration des méthodes d'analyse automatique des images était de mise.



Source : Robin (1995), d'après Welch (1982)

**Figure 1 : Comparaison des tailles de parcelles urbaines de différents pays et des résolutions spatiales idéales des images de télédétection associées**

Le mémoire est divisé en quatre chapitres. Dans le premier, nous examinons le problème de cartographie de l'occupation du sol à une échelle locale à la lumière des études déjà effectuées, afin de dégager les objectifs spécifiques de la recherche ainsi que la méthodologie à suivre. Le deuxième chapitre présente la méthodologie proposée pour la classification automatique de l'occupation du sol des images de haute résolution spatiale. Le troisième chapitre fait état de l'application de cette méthodologie et rapporte les résultats obtenus. Enfin, les succès et problèmes de la démarche suivie sont discutés au quatrième chapitre.

# CHAPITRE 1

## *PROBLÉMATIQUE*

---

Les études effectuées depuis maintenant une trentaine d'années, surtout avec des images multispectrales à résolution moyenne (supérieure à une dizaine de mètres), ont mis en évidence deux conditions de base pour une cartographie automatisée de l'occupation du sol réussie (exactitude plus grande que 85%) :

- 1) l'harmonisation de la légende de la carte avec les caractéristiques inhérentes des images, et
- 2) le choix judicieux des techniques de segmentation automatique des images en polygones distincts d'occupation du sol, toujours en respectant les caractéristiques inhérentes des images.

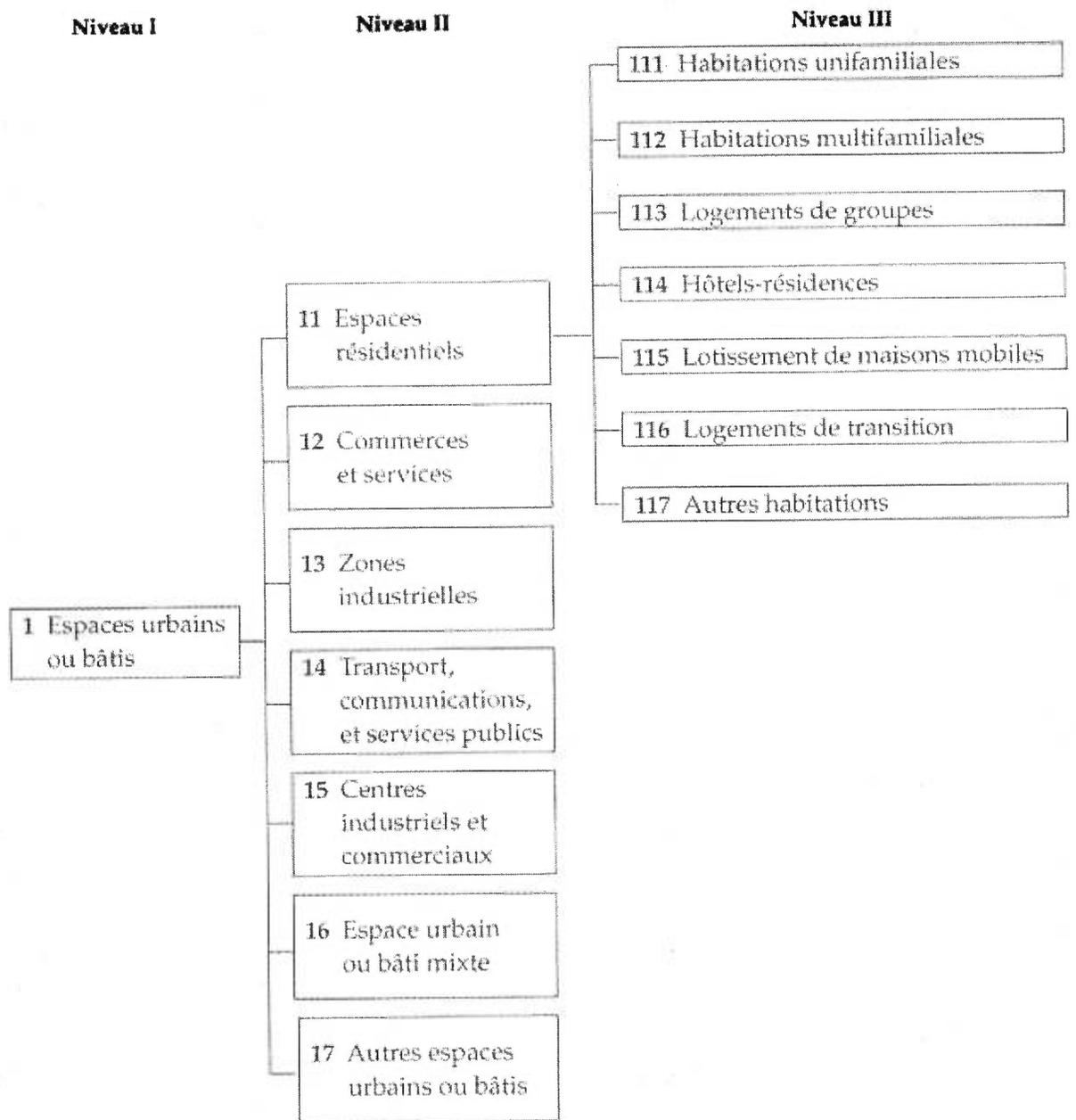
Ces deux conditions sont examinées en tenant compte de notre désir d'utiliser des images à haute résolution spatiale.

## 1.1 LÉGENDE DE LA CARTE VS IMAGERIE SATELLITE

Les premiers essais pour harmoniser la légende et les caractéristiques d'images satellites datent des années '70 avec l'apparition des images des satellites de la série Landsat (MSS) d'une résolution spatiale de 79 m x 57 m. Le système de taxinomie proposé alors par Anderson et ses collègues du USGS (1976), est devenu depuis le système de référence standard pour la télédétection. Ce système comporte quatre niveaux (seuls trois niveaux sont présentés à la Figure 1.1), dont les deux plus détaillés font appel uniquement à l'utilisation du sol et ne sont pleinement atteints que par interprétation visuelle. Au quatrième niveau, même l'interprétation visuelle doit être accompagnée par des travaux de terrain importants. Depuis, il y a eu d'autres initiatives afin d'adapter ce système à des réalités territoriales autres que celles de l'Amérique du Nord ou pour la cartographie des milieux particuliers, telles que les zones côtières. Jensen (1996) fait mention des différents systèmes de taxinomie les plus utilisés : le *U.S. Fish and Wildlife Service Wetland Classification System* (orienté vers les milieux humides), le *N.O.A.A. Coast Watch Land Cover Classification System* (orienté vers les milieux humides côtiers), le *Standard Land Use Coding* (orienté vers les activités humaines : l'utilisation du sol) et le *U.S. Geological Survey Land Use/Land Cover Classification System* (orienté vers les ressources : l'occupation du sol). Ce dernier, établi par Anderson *et al.* (1976, cités par Jensen, 1996), a été construit en fonction de l'interprétation des données de télédétection, à diverses échelles et résolutions, et non pas de données terrain. Pour les milieux urbains, le niveau II de Anderson se retrouve pratiquement

dans tous les systèmes (i.e. institutionnel, résidentiel, et autres). À partir du niveau III, les systèmes commencent à dévier selon le milieu urbain et les objectifs visés par une carte d'occupation du sol (i.e. gestion, aménagement du territoire, etc.). Dans le cas de Beijing, les cartes de base de l'occupation du sol qui ont été mises à notre disposition (*Atlas de Beijing*, 1994) présentent des classes généralisées (de niveau I) et d'autres détaillées aux niveaux II et III. Le système de taxinomie utilisé ne possède pas de classe particulière aux milieux urbains chinois cartographiés.

---



Source : Bonn *et al.*, 1996 (adapté de Lillesand et Keifer, 1979)

**Figure 1.1 : Les niveaux II et III en milieu urbain du système de taxinomie d'Anderson ; exemple de l'espace résidentiel au niveau III**

Le système d'Anderson a été la base d'examen du potentiel des nouvelles images satellites apparues dans les années `80 par interprétation visuelle ou automatisée. D'abord avec Thematic Mapper (TM) de Landsat-4 ou 5<sup>1</sup> (Atkinson *et al.*, 1985 ; Toll, 1985 ; Haack *et al.*, 1987 ; Khorram *et al.*, 1987), puis avec SPOT-HRV<sup>2</sup> (Harrison et Richards, 1988, cités par Ventura et Harris, 1994 ; Martin *et al.*, 1988 ; Baraldi et Parmiggiani, 1990 ; Townshend, 1992), les études mènent à la même conclusion : les résolutions spatiales de ces images ne sont pas encore adéquates pour atteindre un niveau élevé de détail en milieu urbain. À ces résolutions moyennes, l'usage de plusieurs bandes spectrales est nécessaire car la couleur des objets est alors la seule caractéristique essentielle qui nous aide à différencier les classes d'occupation du sol. Plusieurs classes de niveau II et parfois (selon le contexte territorial) de niveau III peuvent ainsi être différenciées (comme les espaces résidentiels caractérisés par une présence de végétation versus les espaces industriels).

Jusqu'à tout récemment, les seules images disponibles avec des résolutions fines étaient les images panchromatiques de HRV-SPOT (10 m de résolution spatiale). Cependant, très peu d'études ont été effectuées avec ces images en milieu urbain. Celle de Baudouin *et al.* (1995) en est un exemple. Les auteurs, en utilisant comme unité de classification (voir section 1.2) les îlots urbains, tels que connus d'après une carte du réseau routier, ont réussi à faire ressortir les

---

<sup>1</sup> Échelle de gris de 8 bits, six bandes spectrales du visible à l'infrarouge, d'une résolution spatiale de 30 m et une bande infrarouge thermique à 120 m

<sup>2</sup> Échelle de gris de 8 bits, deux bandes dans le visible, une dans le proche infrarouge, d'une résolution spatiale 20 m et une bande panchromatique à 10 m

classes du niveau II et parfois celles du niveau III, même si les détails étaient encore flous à cette résolution spatiale et que la couleur était manquante. Ceci a été possible grâce à l'approche suivie par ces auteurs. Nous ferons un retour sur cette approche dans la prochaine section, où il sera question des méthodes de segmentation des images. D'autres ont essayé des fusions panchromatique-multispectrale pour introduire la couleur des objets tout en préservant les caractéristiques spatiales des images panchromatiques (Welch et Ehlers., 1987 ; Alwashe *et al.*, 1988 et Baudot *et al.*, 1988, cités par Harris et Ventura, 1995), mais ils n'ont pu atteindre que le niveau II.

Depuis le milieu des années 1990, des images avec une résolution plus fine que 10 m commencent à être disponibles. La première mission satellite offrant de telles images est celle de la série de satellites IRS (Indian Resource Satellite). Les satellites 1C et 1D de cette série permettent d'obtenir des images panchromatiques à environ 5 m de résolution spatiale et des images multispectrales à 20 m environ. Parmi les quelques études effectuées depuis, celle de Raghavswamy *et al.* (1996) retient notre attention car elle examine le potentiel de ces images en milieu urbain asiatique. Ces auteurs font remarquer que les images multispectrale (environ 20 m) et panchromatique de IRS-1C étaient importantes pour les villes indiennes, considérant la haute densité des habitations. Ils ont démontré le potentiel de l'application des images du satellite indien pour la planification urbaine des villes de Hyderabad, Lucknow et Ahmedabad en Inde, notamment sur le plan de la délimitation et de l'identification des infrastructures et des utilisations du sol urbain, de

l'identification et de la cartographie du réseau de transport urbain, ainsi que de la détection et la mise à jour de cartes urbaines. Les images ont été fusionnées, rehaussées et exploitées avec un SIG. Les auteurs ont spécifié qu'avec une fusion des images des deux modes (multispectrale et panchromatique), il était possible d'atteindre une classification de l'occupation du sol de niveau III par télé-interprétation à une échelle de 1: 15000. Aucune classification automatisée n'a été tentée par les auteurs.

L'imagerie radar n'a, pour sa part, été que peu exploitée en milieu urbain. Le manque d'attention vis-à-vis ce type d'imagerie tient de la complexité des interrelations entre le signal radar et le milieu bâti, puis de la disponibilité très limitée jusqu'à tout récemment, d'imagerie radar de haute résolution spatiale (Henderson et Xia, 1997). Les recherches menées en cartographie de l'utilisation du sol avec les images radar ont généralement permis l'obtention de sept à huit classes. Ces études ont aussi fait ressortir qu'une courte longueur d'onde (par exemple, la bande X) et un angle d'incidence supérieur à 35 degrés seraient préférables, mais que la résolution spatiale et l'utilisation de filtres de réduction du chatoiement<sup>3</sup> auraient une influence sur ces paramètres. La combinaison optimale des paramètres qui caractérisent l'imagerie radar pour les applications urbaines reste ainsi à définir (Henderson et Xia, 1997).

---

<sup>3</sup> Le chatoiement est le bruit inhérent aux images radar et qui donne à celles-ci un aspect granulaire sel et poivre.

Xia et Henderson (1997) ont recensé les paramètres influençant le retour du signal radar en relation avec les paramètres biophysiques et géophysiques en milieu urbain. Ils les ont regroupés en quatre grandes catégories :

- 1) Les effets du système radar (longueur d'onde, polarisation, angles d'incidence et de dépression, direction de visée) ;
- 2) Les caractéristiques du sol (propriétés diélectriques et rugosité de surface) ;
- 3) L'environnement (dont les principaux facteurs sont les types d'utilisation du sol et d'occupation du sol, le nombre de catégories, la taille, le pattern et la forme des parcelles, la nature changeante de l'environnement, l'histoire du milieu urbanisé, les facteurs économiques et climatiques) ;
- 4) Le traitement d'image (contraste, résolution spatiale, nombre de visées et techniques de rehaussement).

Les auteurs ont fait la synthèse de plusieurs études et fait ressortir les paramètres optimaux pour les applications urbaines (Tableau 1.1).

Type de paramètre	Choix optimal
Longueur d'onde	Courte ( $K, X, C$ )
Polarisation	Croisée
Angle d'incidence	Entre 40 et 45 degrés
Direction de visée	Variable

Source: Xia et Henderson (1997)

**Tableau 1.1 : Synthèse des paramètres optimaux de l'imagerie radar pour les applications urbaines**

Alors que les longues longueurs d'onde seraient appropriées pour détecter les bâtiments individuels, les courtes longueurs d'onde, elles, seraient mieux adaptées pour définir les patterns urbains (Schmidt, 1986, cité par Xia et Henderson, 1997). Pour la polarisation<sup>4</sup>, des observations variées ont été rapportées, mais la majorité des études de cartographie urbaine ont préféré l'utilisation d'images radar dont les polarisations étaient croisées. L'angle d'incidence (angle entre le faisceau et la normale au sol au point d'incidence) serait, pour sa part, idéal entre 40 et 45 degrés, angles auxquels on obtient une combinaison optimale de la résolution spatiale et de l'ombre radar pour la majorité des aires urbaines étudiées. Quant à l'influence de la direction de visée, elle est particulière au milieu urbain étudié. En effet, la relation géométrique entre la direction de visée du capteur radar et l'orientation des éléments au sol a beaucoup d'influence sur l'apparence des cibles urbaines, c'est-à-dire, que les éléments localisés perpendiculairement au faisceau radar apparaîtront plus distinctement que ceux positionnés parallèlement.

Comme dans le cas de l'imagerie optique, ce n'est qu'à partir des années 1995 qu'on commence à acquérir des images radar à des résolutions de moins de 10 m. Le premier satellite de la série RADARSAT offre en effet des images avec un pas d'échantillonnage au sol de l'ordre de 5 m, avec plusieurs possibilités d'angle de visée et avec une courte longueur d'onde (5,3 cm, bande C) mais

---

<sup>4</sup> La polarisation est la caractéristique d'une onde électromagnétique transversale, qui concerne la manière dont la direction de vibration varie au cours de la propagation de l'onde (Bonn et Rochon, 1992)

avec seulement un type de polarisation parallèle (HH). À l'exception donc de la polarisation, les autres conditions rapportées du Tableau 1.1 peuvent être remplies par ces images. Parmi les premières études en milieu urbain avec ce type d'imagerie, nous pouvons citer celle de Cavayas *et al.* (2000). Ces auteurs ont mené des recherches visant à évaluer les possibilités de l'intégration de l'imagerie RADARSAT-1 dans des systèmes informatisés dédiés à la mise à jour des cartes d'occupation du sol en milieu urbain nord-américain. Ils ont acquis huit scènes RADARSAT-1 afin de définir les conditions d'acquisition (saison, angle de visée, direction de visée) qui optimisent, la détection et l'identification des changements. Selon ces auteurs, la caractéristique dominante de cette imagerie est sa sensibilité à la présence des bâtiments (fort signal de retour radar). Cette sensibilité est constante peu importe la saison, les angles ou la direction de visée. Cependant pour éviter les confusions avec des forts retours créés par des variations de la topographie du terrain, des angles de visée plus grands que 40 degrés doivent être choisis. Quant aux occupations du sol des classes générales du type « bâti lâche », « bâtie dense », « espace ouvert » (incluant les surfaces d'eau) et « espace boisé », elles peuvent être extraites en suivant une approche similaire à celle proposée par Baudouin *et al.* (1995) avec des images optiques (voir section 1.2).

De ces premières lectures, nous constatons que peu d'études sont consacrées aux pays en développement. Il est vrai que, jusqu'à tout récemment, aucune imagerie n'était théoriquement adéquate pour la densité urbaine des villes

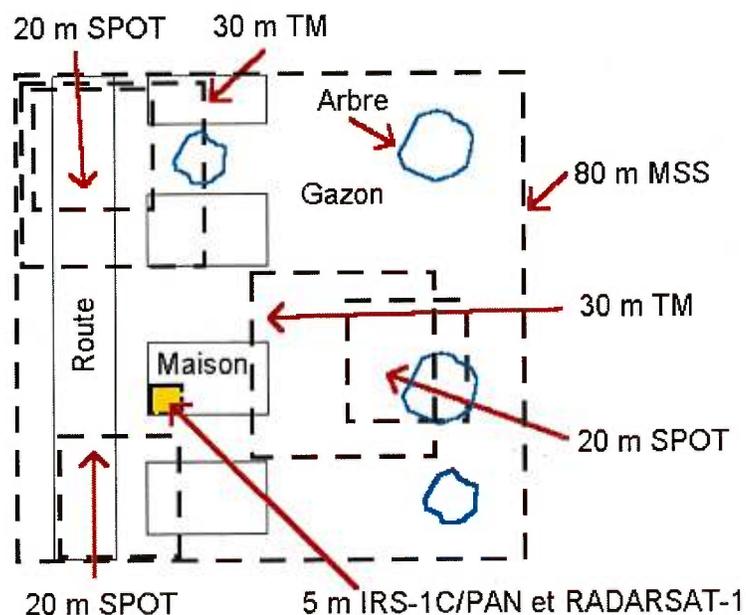
chinoises. Il est donc difficile de tirer des conclusions définitives quant au niveau de détail que nous pouvons atteindre avec ces nouveaux types d'imagerie à résolution fine. Il s'avère important d'acquérir une meilleure connaissance des caractéristiques de ces imageries et de leur apport dans les études urbaines. À la lumière de ces études, nous concluons que nous devons:

- 1) Atteindre, tout au moins, le niveau II du système de taxinomie de Anderson ;
- 2) Voir comment le système de Anderson doit s'harmoniser avec les caractéristiques panchromatique-radar tout en tenant compte des réalités territoriales de Beijing ;
- 3) Introduire la variabilité spatiale des valeurs des pixels comme élément de discrimination entre les classes d'occupation du sol.

## **1.2 CHOIX DES TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGES**

Les applications utilisant l'imagerie satellite en milieu urbain sont parmi celles ayant le plus longtemps été contraintes par les faibles résolutions spatiales disponibles, inadéquates pour ce milieu hétérogène (Desjardins et Cavayas, 1991) et souvent dense qu'est la ville (Figure 1.2). Avec la venue de capteurs à résolution spatiale de plus en plus fine, il devient intéressant de connaître à fond leur potentiel pour un inventaire détaillé de l'occupation du sol en milieu urbain dense (Irons *et al.*, 1985 ; Toll, 1985 ; Cushnie, 1987 ; Johnson et Howarth,

1987 ; Desjardins et Cavayas, 1991 ; Townshend, 1992 ; Forster, 1993). Cependant, alors que la résolution spatiale plus fine des capteurs permet de mieux caractériser le milieu urbain, l'extraction automatique des classes d'occupation du sol devient complexe étant donné l'importante variabilité des couverts qui les composent (Johnson et Howarth, 1987 ; Cushnie, 1987 ; Gastellu-Etchegorry, 1988 ; Marceau *et al.*, 1992; Arai, 1993). Par contre, l'augmentation du nombre de bandes spectrales contribue positivement, tout comme l'augmentation du nombre des niveaux de gris (mais dans une moindre mesure), à l'exactitude des résultats de classification (Toll, 1985; Irons *et al.*, 1985).



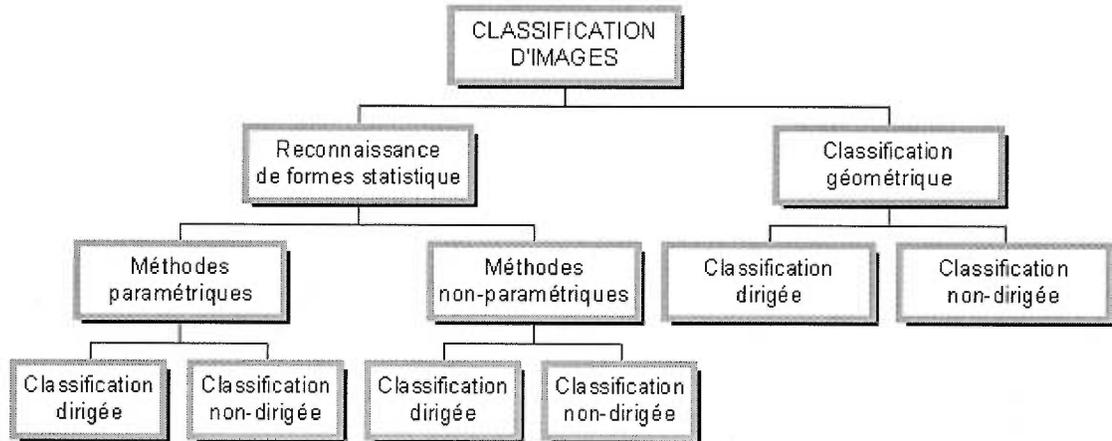
**Figure 1.2 : Superficie couverte par des pixels de diverses résolutions spatiales (adapté de Bonn et Rochon, 1992)**

On aurait pu espérer, qu'avec cette amélioration de la résolution spatiale, l'on puisse se rapprocher du niveau II et préférablement du niveau III du système de classification d'Anderson. Cependant, les classes discriminées lors du processus de classification se caractérisent souvent mieux par le matériel qui les compose (i.e. minéralisé) que par l'affectation urbaine (i.e. complexe commercial). Ce problème devient particulièrement important lorsque la précision spatiale du pixel est élevée et que le contexte de ce même pixel n'est pas pris en compte dans le processus de segmentation automatique de l'image (Johnson et Howarth, 1987).

La segmentation automatique de l'image en classes d'occupation du sol nécessite tout d'abord le choix des traits caractéristiques qui seront à la base de cette segmentation (teintes, couleurs, textures, formes, etc.). Les différentes techniques proposées jusqu'à présent diffèrent sur le comment nous utilisons ces traits caractéristiques. La méthode la plus courante est celle de la classification. Les traits caractéristiques sont considérés comme des axes d'un espace de représentation. Selon des critères géométriques ou statistiques cet espace est découpé en domaines exclusifs des différentes classes. Une fois les domaines connus, il est facile d'attribuer n'importe quel pixel de l'image dont l'étiquette n'est pas connue en se servant de ces traits caractéristiques comme coordonnées dans l'espace de représentation.

Il existe deux familles de classification par pixel (Figure 1.3) : la reconnaissance de formes statistiques (ex. méthode du *Maximum de Vraisemblance*) et la

classification géométrique (ex. méthode *K-Means*). Les méthodes de reconnaissance de formes statistiques peuvent être paramétriques (par exemple, on suppose que la distribution des valeurs est normale) et non-paramétriques (aucune supposition est faite quant à la distribution des classes). Pour l'une comme pour l'autre grande catégorie de classification, la méthode peut être dirigée ou non dirigée.



Source : Cavayas, F. (2000), à paraître

### Figure 1.3 : Les méthodes de classification

Cependant, les méthodes standards de classification par pixel ne tiennent pas compte de l'environnement du pixel et ne sont donc pas adaptées aux fines résolutions spatiales (Irons *et al.*, 1985 ; Cushnie, 1987 ; Gong et Howarth, 1990; Townshend, 1992). Barsney et Barr (1996) affirmaient que peu de solutions tenant compte du contexte de mixture spatiale et spectrale (pixels

environnants) avaient été apportées pour contrer le problème d'une fine résolution spatiale en classification. Certaines des méthodes actuelles tiennent compte des informations contextuelles comme la texture et la structure (Gong et Howarth, 1990 ; Sali et Wolfson, 1992 ; De Jong, 1993 ; He *et al.*, 1994 ; Barnsley et Barr, 1996 ; Ober *et al.* , 1997, Stuckens *et al.*, 2000), ainsi que des données auxiliaires (Pedley et Curran, 1991, Treitz *et al.*,1992), qui peuvent être insérées dans des systèmes à base de connaissance (Moller-Jensen, 1990 ; Baudouin *et al.*, 1995 ; Harris et Ventura, 1995, Guindon, B., 2000). Dans certains cas, ces méthodes ne correspondent toujours pas au niveau de détail souhaité pour les applications urbaines (Harris et Ventura, 1994).

Afin de tenir compte de l'information contextuelle dans le cas des images panchromatiques à haute résolution, Baudouin (1992) et Baudouin *et al.* (1995) introduisent la notion de l'unité d'échantillonnage pour la cartographie de l'occupation du sol en milieu urbain. Selon ces auteurs, tout au moins dans un contexte nord-américain, l'îlot urbain constitue une unité tout à fait appropriée pour les images panchromatiques à 10 m de résolution. Ils segmentent donc les images en îlots, en se servant d'une carte existante du réseau routier. Les caractéristiques morphologiques de l'îlot, ainsi que des paramètres radiométriques et de texture calculés par l'ensemble des pixels faisant partie d'un îlot, sont utilisés comme traits caractéristiques pour établir la classe d'appartenance de l'îlot. Un classificateur basé sur des règles établies empiriquement est utilisé à cette fin. Ils réussissent ainsi à obtenir des taux d'exactitude de 81% à 86% pour des classes de niveau II et parfois III du

système d'Anderson. Gao (1994) a poursuivi les travaux entamés par ces auteurs, en raffinant davantage les règles du classificateur pour atteindre les niveaux II et III. Elle a ainsi réussi à améliorer les résultats de près de 10% pour certaines classes telles que *parc urbain*, *commercial* et *équipement collectif*, toujours avec l'imagerie panchromatique à 10 m de SPOT. Tout récemment, Cavayas *et al.* (2000), en suivant les mêmes principes que les auteurs précédents avec des images optiques et radar d'une résolution de 5 m en milieu urbain nord-américain, confirment les possibilités de cette approche pour l'étude des milieux urbains. Selon ces auteurs la résolution spatiale autorise même l'utilisation du lot individuel à l'intérieur des îlots comme unité d'échantillonnage.

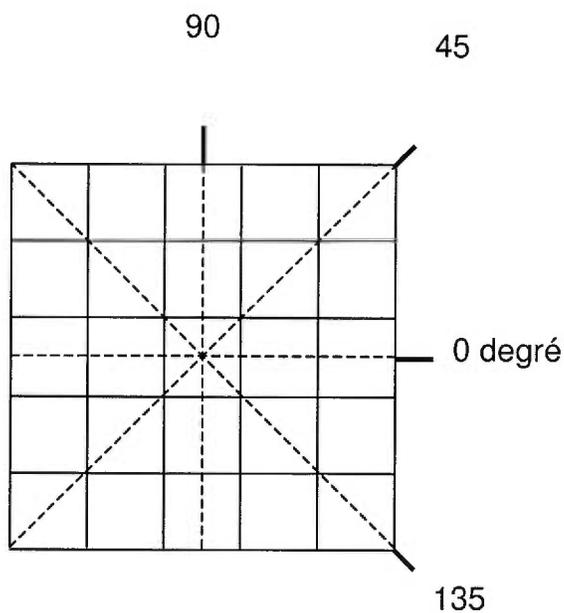
Dans notre cas l'absence des documents cartographiques de base (voir chapitre 3) nous empêche de suivre cette méthodologie par groupement des pixels en unités d'échantillonnage. Nous sommes nécessairement limités au pixel individuel comme unité d'échantillonnage. Par ailleurs, la notion de l'îlot s'applique difficilement au contexte de Beijing, dont l'organisation urbaine se caractérise encore souvent par des unités de travail où se côtoient diverses utilisations du sol (voir section 3.1). L'absence de la couleur comme dans le cas des images multispectrales restreint le choix des traits caractéristiques. Le plus facile à obtenir est la texture des objets.

Différentes méthodes de quantification de la texture existent et elles s'appuient sur des approches statistiques (Haralick *et al.*, 1973) ou structurales. Pour la première approche, la matrice de cooccurrence (Figure 1.4) est l'outil le plus

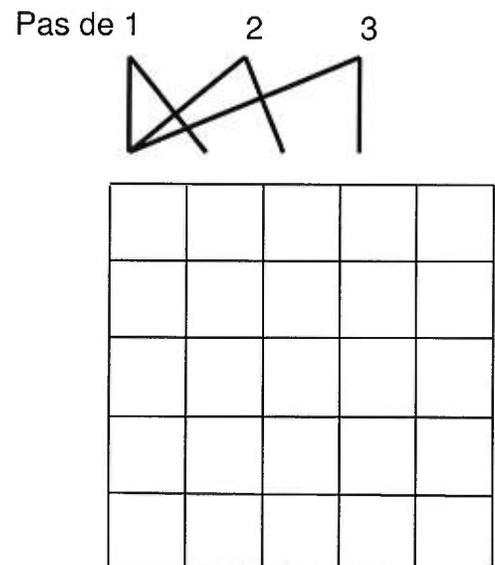
souvent utilisé. Il s'agit d'un histogramme de second ordre qui permet de quantifier la texture d'une région par le calcul de la probabilité d'apparition  $P$  de couples de pixels  $i, j$  caractérisés par des niveaux de gris donnés, séparés par une distance donnée  $\Delta$  et selon une orientation donnée (Robin, 1995).

$$P(f(i,j) | f(i + \Delta i, j + \Delta j)) \quad (1.1)$$

### Choix d'une direction



### Choix d'une distance



**Choix de la taille de la fenêtre d'analyse** (ici 5x5 pixels)

0	1	1	2	3
0	0	2	3	3
0	1	2	2	3
1	2	3	2	2
2	2	3	3	2

**Exemple d'une matrice de cooccurrence pour un pas de 1 et une direction de 0 degré**

*Fréquence d'occurrence absolue*

	0	1	2	3
0	1	2	1	0
1	0	1	3	0
2	0	0	3	5
3	0	0	2	2

*Fréquence d'occurrence relative*

	0	1	2	3
0	0.0625	0.125	0.0625	0
1	0	0.0625	0.1875	0
2	0	0	0.1875	0.3125
3	0	0	0.125	0.125

Les statistiques qui en découlent permettent de calculer des paramètres tels que le contraste, le second moment angulaire, l'entropie, la variance, la moyenne, le second moment inverse et autres (voir figure précédente) (Bonn et Rochon, 1992). Parmi les premières études utilisant la texture pour la cartographie en milieu urbain, Jensen et Toll (1982, cités par Jensen, 1996) ont trouvé que le paramètre du second moment angulaire améliorait les résultats de classification lorsqu'exploité en addition aux informations spectrales des images dans un processus de classification dirigée de la frange périurbaine.

Gong *et al.* (1992) ont évalué l'utilisation des statistiques de premier et de second ordre, de même que le spectre de texture pour la classification dirigée des données multispectrales SPOT pour la frange périurbaine de Toronto. Ils ont conclu que le second moment angulaire, le contraste et la corrélation de la matrice de cooccurrence donnaient des informations texturales plus valables que les mesures statistiques de premier ordre et du spectre de texture.

Puis, Anys *et al.* (1998) ont calculé des paramètres texturaux à partir d'histogrammes de trois ordres, pour la cartographie en milieu urbain (Montréal) avec l'imagerie aéroportée de MEISS-II (7 m de résolution spatiale). Ils ont remarqué que les paramètres les plus performants pour les histogrammes de 1<sup>er</sup> et de 2<sup>ème</sup> ordre étaient l'entropie (1<sup>er</sup> et 2<sup>ème</sup> ordre) et la moyenne (1<sup>er</sup> ordre). Bien que les résultats varient d'une classe à l'autre, l'ajout de l'information texturale à celle spectrale améliore la *séparabilité* et donc le taux d'exactitude de 12%, pour la classification dirigée par *Maximum de Vraisemblance*

(comparativement aux résultats obtenus avec l'utilisation seule des bandes spectrales comme intrants).

Heikkonen et Varfis (1998) ont développé une méthode expérimentale de classification de l'utilisation du sol en milieu urbain, basée en partie sur l'utilisation des matrices de cooccurrence. Ils ont précisé que les statistiques de base fournies par les images ne suffisaient pas à discriminer les classes en milieu urbain. Ils ont travaillé avec les imageries de Landsat -TM et ERS-1 SAR. Cependant, il n'y a aucune précision spécifique sur l'apport direct de ERS-1 dans cette étude.

Tout récemment, Karathanassi *et al.* (2000) ont développé une méthode de classification de la surface bâtie en trois catégories de densité, avec l'imagerie panchromatique de SPOT pour la ville d'Athènes, Grèce. Elle comporte cinq étapes : rehaussement d'image avec un filtre Laplacien pour le rehaussement du milieu bâti, suivi du seuillage, d'une analyse morphologique, d'une analyse de texture et d'une classification dirigée. Trois algorithmes d'analyse de texture utilisant des données binaires (issues du seuillage et vérifiées par l'analyse morphologique), l'un par la fréquence d'occurrence, les deux autres utilisant la matrice de cooccurrence, ont été utilisés conjointement à une classification dirigée et leurs résultats ont été comparés à ceux d'une simple classification dirigée par *Maximum de Vraisemblance*. Selon les algorithmes utilisés, les taux d'exactitude variaient de 83,4% à 89,6%, comparativement à un taux de 79,7% pour la classification par *Maximum de Vraisemblance*. Ils ont trouvé que les

algorithmes d'analyse de texture donnaient une meilleure performance lorsqu'une large fenêtre était utilisée (31x31).

L'approche statistique a également été utilisée dans plusieurs autres domaines que l'urbain, dont : la discrimination des glaces marines avec des données radar à synthèse d'ouverture (Barber et Ledrew, 1991 ; cités par Jensen, 1998); la discrimination des classes avec hétérogénéité interne et les patrons structuraux/géomorphologiques (Franklin et Peddle, 1989) ; le milieu agricole (Sali et Wolfson, 1992) et le milieu forestier (Marceau *et al.*, 1992).

Les approches structurales, moins souvent utilisées que celles statistiques, s'appuient sur différents paramètres des primitives, tels que les iso-segments ou segments formés de niveaux de gris identiques et les extrêmes locaux ou fréquence des maximums et minimums dans une direction donnée (Bonn et Rochon, 1992).

En conclusion, pour répondre à la 2<sup>ème</sup> condition de base d'une cartographie automatisée de l'occupation du sol, soit le choix judicieux des techniques de segmentation en respectant les caractéristiques inhérentes des images, nous voulons :

- 1) Examiner le potentiel de classification des traits teinte-texture et ce pour IRS-1C et pour RADARSAT-1 indépendamment;
- 2) Voir jusqu'à quel point l'utilisation combinée des deux images est bénéfique.

Université de Montréal

Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé :

Cartographie de l'occupation du sol en milieu urbain dense, à partir d'images satellites de haute résolution spatiale : le cas de Beijing (Chine)

présenté par :

Natasha Messier

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

James GRAY, U de M.  
François CAVAYAS, U de M  
Pierre ANDRE, U de M  
Yves BEAUDOIN, UQAM, Géographie

Mémoire accepté le :

## **SOMMAIRE**

---

En 1994, l'Université de Montréal s'est jointe à une entente inter-universitaire avec la Chine, pour l'étude des problèmes liés à l'approvisionnement et à la consommation de l'eau de la région urbaine de Beijing-Tianjin (Chine). La cartographie d'occupation du sol à différentes échelles est un élément clé du projet. C'est dans le cadre de cette entente, que ce mémoire de maîtrise s'inscrit. Ce dernier visait à mettre au point une méthode de cartographie détaillée de l'occupation du sol en milieu urbain à partir des images satellitales à haute résolution spatiale les plus adaptées aux caractéristiques des milieux urbains chinois. À cette fin, des images satellitales peu exploitées jusqu'à présent en milieu urbain et de haute résolution spatiale (IRS-1C et RADARSAT-1 en mode fin) ont été utilisées. Ces images offrent une meilleure définition visuelle des objets hétérogènes qui composent ce milieu, en comparaison aux imageries traditionnelles (comme Landsat TM et SPOT HRV).

Trois objectifs étaient poursuivis :

- 1) L'établissement d'un système de taxinomie de l'occupation du sol adapté au contexte urbain chinois et harmonisé avec les caractéristiques inhérentes des images employées ;
- 2) Le développement d'une méthode de classification faisant appel aux caractéristiques des teintes et des textures des images employées ;
- 3) L'évaluation de l'apport des images combinées à la classification.

Comme base pour l'établissement de notre système de taxinomie, nous nous sommes servis du système standard d'Anderson. D'après deux visites sur le terrain et divers essais d'analyse préliminaire de nos images nous avons conclu qu'il était possible

d'extraire d'une façon automatique les densités élevée, moyenne et faible du bâti, les surfaces dénudées, l'eau et la végétation. Les différences de la texture des images selon l'occupation du sol se sont avérées l'élément clé de discrimination automatique. Comme moyen de quantification de la texture locale nous nous sommes servis des différents paramètres statistiques extraits des matrices de cooccurrence. Nous avons constaté que : a) le calcul de ces statistiques avec un pas d'échantillonnage de un pixel et une direction de 45 degrés pour l'image IRS-1C, puis un pas de deux pixels et une direction de 90 degrés pour l'image RADARSAT-1, étaient de bons compromis pour capter les caractéristiques texturales de l'occupation du sol ; b) des paramètres statistiques extraits, la moyenne, le contraste, l'énergie, l'entropie, l'homogénéité, la probabilité maximum et l'écart-type, permettaient la meilleure discrimination des classes. Les images de ces paramètres par type d'imagerie ont été soumises à différents classificateurs dirigés et non-dirigés. Ces tests nous ont démontré que l'image panchromatique IRS-1C offrait la meilleure discrimination des classes de densité du bâti faible et moyen, tandis que l'image RADARSAT-1 aidait à discriminer les surfaces dénudées et la densité élevée du bâti beaucoup mieux que IRS-1C. Ces observations nous ont amené à formuler une procédure de classification qui combine le potentiel des deux images, en tirant profit des informations sur les teintes des matériaux (IRS-1C), complétée par celle de la rugosité (RADARSAT-1). La méthode a donné des résultats encourageants et assez satisfaisants (70 à 89% d'exactitude pour les classes de densité du bâti) dans un territoire restreint par nos moyens de validation (une photographie aérienne et nos visites sur le terrain). Les classes d'occupation du sol choisies sont bien harmonisées avec le contenu des images et nous permettent d'escompter un bon comportement de la méthode lorsque appliquée à l'ensemble de la ville de Beijing. En se fondant sur des cartes thématiques illustrant la distribution de ces classes, il serait possible de faire des estimations, certes approximatives, des besoins en eau au niveau local. Quelques pistes à ce sujet sont présentées à la fin de ce mémoire.

# TABLE DES MATIÈRES

---

<b>SOMMAIRE</b>	.....	<b>i</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX</b>	.....	<b>v</b>
<b>LISTE DES FIGURES</b>	.....	<b>vi</b>
<b>LISTE DES PHOTOGRAPHIES</b>	.....	<b>viii</b>
<b>REMERCIEMENTS</b>	.....	<b>ix</b>
<b>INTRODUCTION</b>	.....	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 1</b>	<b>PROBLÉMATIQUE</b> .....	<b>6</b>
1.1	LÉGENDE DE LA CARTE VS IMAGERIE SATELLITE.....	7
1.2	CHOIX DES TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGES.....	16
<b>CHAPITRE 2</b>	<b>OBJECTIFS, HYPOTHÈSES ET MÉTHODOLOGIE</b> .....	<b>28</b>
2.1	LES OBJECTIFS ET HYPOTHESES DE L'ETUDE.....	28
2.2	METHODOLOGIE .....	29
2.2.1	<i>Région à l'étude</i> .....	30
2.2.2	<i>Les images utilisées</i> .....	35
2.2.3	<i>Reconnaissance sur le terrain</i> .....	37
2.2.4	<i>Tests de classification et validation</i> .....	38
2.2.4.1	Analyse de texture.....	38
2.2.4.2	Choix de la méthode de classification .....	42
2.2.4.3	Validation terrain .....	42
2.2.5	<i>Établissement du système de taxinomie</i> .....	45
2.2.6	<i>Développement d'une méthode de classification adaptée aux images de haute résolution spatiale</i> .....	45
2.2.7	<i>Intégration de l'imagerie RADARSAT-1 dans le processus de classification automatique</i> .....	46
2.2.8	<i>Programmes utilisés</i> .....	46
<b>CHAPITRE 3</b>	<b>APPLICATION ET RESULTATS</b> .....	<b>48</b>
3.1	RECONNAISSANCE SUR LE TERRAIN.....	48
3.2	TESTS DE CLASSIFICATION ET VALIDATION.....	55
3.2.1	<i>Analyse de texture</i> .....	55
3.2.2	<i>Validation terrain</i> .....	59
3.3	ÉLABORATION D'UN SYSTEME DE TAXINOMIE .....	61
3.4	DEVELOPPEMENT ET RAFFINEMENT DE LA METHODE DE CLASSIFICATION .....	61
3.4.1	<i>Sites d'entraînement</i> .....	63
3.4.2	<i>Sélection des bandes</i> .....	63
3.5.	ÉVALUATION DES RESULTATS .....	66
3.5.1	<i>Classification dirigée par Maximum de Vraisemblance</i> .....	68

	La matrice de confusion.....	68
	Le pourcentage d'exactitude.....	70
	Le coefficient de Kappa .....	70
3.5.2	<i>K-means et Maximum de Vraisemblance</i> .....	70
3.5.3	<i>Raffinement de la classification sous masques</i> .....	79
3.6	INTEGRATION DE L'IMAGE RADAR .....	79
<b>CHAPITRE 4</b>	<b>DISCUSSION</b> .....	<b>89</b>
4.1	L'IMAGERIE UTILISEE.....	89
4.2	LE SYSTEME DE TAXINOMIE.....	91
4.3	LA PROCEDURE DE CLASSIFICATION.....	92
4.4	POSSIBILITES D'APPLICATION.....	93
4.5	POSSIBILITÉS D'APPLICATION POUR LA GESTION DE L'EAU .....	96
<b>CONCLUSION</b>	.....	<b>99</b>
<b>RÉFÉRENCES</b>	.....	<b>102</b>

## **LISTE DES TABLEAUX**

---

<b>Tableau 1.1 :</b>	<b>Synthèse des paramètres optimaux de l'imagerie radar pour les applications urbaines.....</b>	<b>13</b>
<b>Tableau 2.1 :</b>	<b>Les comtés et districts de Beijing .....</b>	<b>32</b>
<b>Tableau 2.2 :</b>	<b>Caractéristiques des satellites et capteurs .....</b>	<b>36</b>
<b>Tableau 3.1 :</b>	<b>Séparabilité des sites d'entraînement pour tous les canaux de texture à un pas d'échantillonnage de un pixel, dans une direction de 45 degrés.....</b>	<b>64</b>
<b>Tableau 3.2 :</b>	<b>Rapport de la classification par Maximum de Vraisemblance utilisant tous les paramètres de texture à une distance de un pixel et une direction de 45 degrés .....</b>	<b>69</b>
<b>Tableau 3.3 :</b>	<b>Classes d'occupation du sol utilisées pour la photo-interprétation .....</b>	<b>71</b>
<b>Tableau 3.4 :</b>	<b>Résultats de la classification dirigée par Maximum de Vraisemblance .....</b>	<b>73</b>
<b>Tableau 3.5 :</b>	<b>Résultats de la classification non-dirigée K-means.....</b>	<b>73</b>
<b>Tableau 3.6 :</b>	<b>Résultats de la classification intégrant l'image RADARSAT-1, sans la classe eau, par rapport aux résultats de la photo-interprétation .....</b>	<b>84</b>
<b>Tableau 4.1 :</b>	<b>Calculs et sources d'information pour l'occupation du sol de Queens .....</b>	<b>98</b>

## **LISTE DES FIGURES**

---

<b>Figure 1 :</b>	<b>Comparaison des tailles de parcelles urbaines de différents pays et des résolutions spatiales idéales des images de télédétection associées .....</b>	<b>4</b>
<b>Figure 1.1 :</b>	<b>Les niveaux II et III en milieu urbain du système de taxinomie d'Anderson; exemple de l'espace résidentiel au niveau III.....</b>	<b>9</b>
<b>Figure 1.2 :</b>	<b>Superficie couverte par des pixels de diverses résolutions spatiales .....</b>	<b>17</b>
<b>Figure 1.3 :</b>	<b>Les méthodes de classification .....</b>	<b>19</b>
<b>Figure 1.4 :</b>	<b>Les étapes de l'analyse de texture .....</b>	<b>24</b>
<b>Figure 2.1 :</b>	<b>Région d'étude – Beijing, Chine .....</b>	<b>33</b>
<b>Figure 2.2 :</b>	<b>Les districts et comtés de la municipalité de Beijing .....</b>	<b>34</b>
<b>Figure 2.3 :</b>	<b>Carte de l'utilisation du sol du district de Haidian, Municipalité de Beijing .....</b>	<b>39</b>
<b>Figure 2.4 :</b>	<b>Territoire couvert lors de la validation terrain .....</b>	<b>44</b>
<b>Figure 2.5 :</b>	<b>Méthode proposée pour la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images de haute résolution spatiale .....</b>	<b>47</b>
<b>Figure 3.1 :</b>	<b>Variogramme pour la sous- image du district de Haidian .....</b>	<b>57</b>
<b>Figure 3.2 :</b>	<b>Informations relevées lors de la validation sur le terrain .....</b>	<b>60</b>
<b>Figure 3.3 :</b>	<b>Représentation des classes d'occupation du sol à Beijing ....</b>	<b>62</b>

<b>Figure 3.4 :</b>	<b>Corrélation entre les bandes (valeurs de niveau de gris) de contraste (abscisse) et d'entropie (ordonnée), pour un pas d'échantillonnage de un et une direction de 45 degrés.....</b>	<b>65</b>
<b>Figure 3.5 :</b>	<b>Sous-image de la scène IRS-1C exploitée pour le projet.....</b>	<b>75</b>
<b>Figure 3.6 :</b>	<b>Classification K-means .....</b>	<b>76</b>
<b>Figure 3.7 :</b>	<b>Classification par Maximum de Vraisemblance (MV) .....</b>	<b>77</b>
<b>Figure 3.8 :</b>	<b>Exemples des difficultés du classificateur K-means à discriminer les densités du bâti .....</b>	<b>78</b>
<b>Figure 3.9 :</b>	<b>Correspondance des classes obtenues par les images RADARSAT-1 et IRS-1C .....</b>	<b>80</b>
<b>Figure 3.10 :</b>	<b>Sous-image de la scène RADARSAT-1 intégrée au processus de classification de l'image IRS-1C.....</b>	<b>82</b>
<b>Figure 3.11 :</b>	<b>Exemples des canaux de texture créés pour les images IRS-1C et RADARSAT-1 .....</b>	<b>83</b>
<b>Figure 3.12 :</b>	<b>Classification finale de l'occupation du sol intégrant l'imagerie radar .....</b>	<b>86</b>
<b>Figure 3.13 :</b>	<b>Comparaison de la classification intégrant RADARSAT-1 et la classification par Maximum de Vraisemblance de l'image IRS-1C .....</b>	<b>88</b>
<b>Figure 4.1 :</b>	<b>Démarche retenue et proposée pour la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images de haute résolution spatiale .....</b>	<b>95</b>

## **LISTE DES PHOTOGRAPHIES**

---

<b>Photographie 3.1 : Îlot mixte.....</b>	<b>49</b>
<b>Photographie 3.2 : Îlot emmuré .....</b>	<b>50</b>
<b>Photographie 3.3 : Commerces d'un étage en bordure de routes .....</b>	<b>50</b>
<b>Photographie 3.4 : Faible densité du bâti.....</b>	<b>52</b>
<b>Photographie 3.5 : Densité moyenne du bâti .....</b>	<b>52</b>
<b>Photographie 3.6 : Haute densité du bâti .....</b>	<b>53</b>
<b>Photographie 3.7 : Exemple du haut degré de minéralisation dans les quartiers de hutongs .....</b>	<b>54</b>
<b>Photographie 3.8 : Site en reconstruction.....</b>	<b>54</b>
<b>Photographie 3.9 : Photographie aérienne de l'Université de Beijing .....</b>	<b>67</b>
<b>Photographie 3.10 :Présence de végétation sur les plans d'eau .....</b>	<b>84</b>

## **REMERCIEMENTS**

---

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur M. François Cavayas, et mon co-directeur M. Pierre André, pour leur enthousiasme, soutien et disponibilité, tout au long de mon projet d'étude. Je remercie également tous les membres de l'entente G3x4 et les étudiants du laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal, pour leur aide et conseils.

Je suis reconnaissante envers l'Agence Spatiale Canadienne qui par son programme d'accès aux images RADARSAT-1 pour la recherche universitaire nous a permis de faire l'acquisition d'une image RADARSAT-1 à peu de frais. Ma reconnaissance va aussi au Fonds pour la Formation de Chercheurs et l'Aide à la Recherche (Fonds FCAR), pour l'aide financière qu'il m'a octroyée au cours de mes années d'étude au 2<sup>ème</sup> cycle, ainsi qu'à l'Agence Canadienne de Développement International (ACDI), dont le financement pour le projet G3x4 a rendu possible les travaux sur le terrain.

Enfin, j'exprime toute ma gratitude envers Patrick, ma famille et mes ami(e)s pour leur compréhension, leur support et leurs encouragements inestimables.

## **INTRODUCTION**

---

Les villes des pays en voie de développement (PVD) sont souvent caractérisées par une forte croissance de population (Raghavswamy *et al.*, 1996). Il s'ensuit une importante croissance périphérique, une intensification de l'usage du sol urbain, une incohérence de l'organisation structurelle et une inadéquation des infrastructures existantes (Bonn *et al.*, 1996). Les planificateurs urbains des PVD peuvent difficilement contrôler les problèmes engendrés par la croissance importante et rapide des populations citadines (Henderson et Xia, 1997). Le manque de suivi est en majeure partie attribuable à la pauvreté des documents cartographiques, en termes de disponibilité et de mise à jour. Cette pauvreté des documents cartographiques est souvent le résultat des moyens techniques employés pour l'acquisition des informations de base (Forster, 1993). En effet, les photographies aériennes, qui servent généralement de source de données, engendrent des coûts d'acquisition importants et leur interprétation est grande consommatrice de temps. Les images satellites offrent une alternative intéressante aux photographies aériennes. Compte tenu de l'étendue couverte par ces images, il y a une économie considérable sur le plan de l'acquisition des données de base. Du même coup, il y a diminution du temps consacré à la création des cartes, comparativement aux photographies aériennes (aérotriangulation, mosaïque, etc.). Le choix judicieux des caractéristiques spatiales, spectrales et radiométriques des images permet de répondre aux

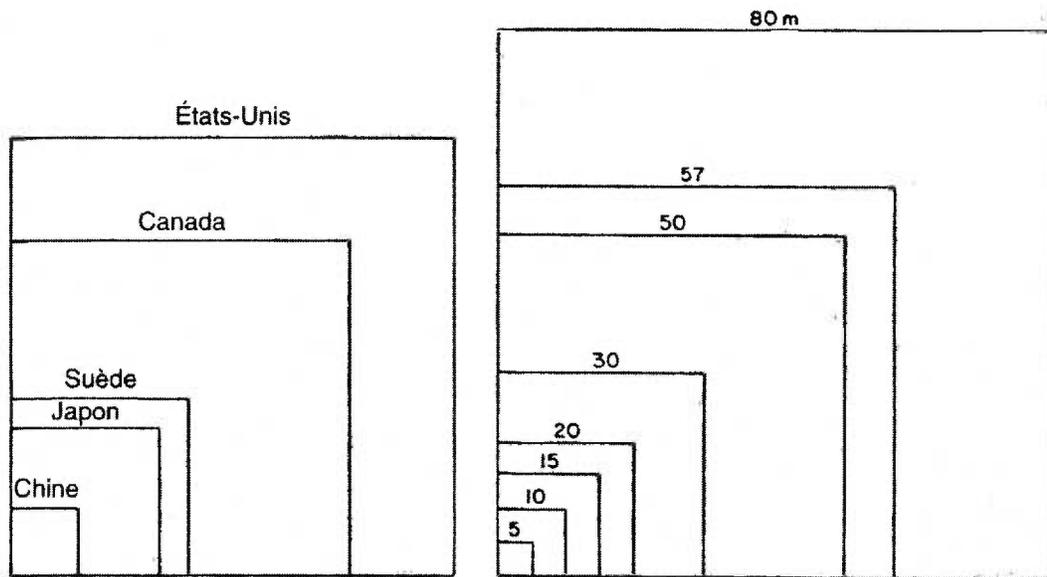
besoins d'une cartographie multi-échelle de l'occupation du sol. Cette cartographie peut se faire maintenant de l'échelle locale, au niveau du lot de terrain individuel, en employant des images à haute et à très haute résolution spatiale, à des échelles régionales en employant des images à résolution spatiale moyenne. Enfin, la fréquence de prise d'images au-dessus du même territoire, qui peut être aussi élevée qu'une image par deux ou trois jours, permet de répondre aux besoins pour des cartes actualisées.

Les milieux urbains chinois n'échappent pas aux fortes pressions d'urbanisation, aux difficultés d'en faire le suivi et de les contrôler. Plus particulièrement, la croissance de la population et l'expansion de la région urbaine de Beijing-Tianjin en Chine, ont causé un problème particulier, celui de la gestion efficace de la ressource hydrique. C'est le problème auquel s'est penché un groupe de chercheurs de quatre universités canadiennes (McGill, de Montréal, de Toronto, UBC) et de trois universités chinoises (Beijing, Nankai, Tsinghua) (G3x4), dans le cadre d'un projet financé par l'ACDI (1994-2002). De ce dernier, le volet « Environnement » porte sur les domaines de « L'offre et de la demande en eau », « Les Politiques » et « L'Évaluation environnementale ». L'absence des documents cartographiques sur plusieurs aspects incluant les modèles du terrain, la représentation du réseau hydrographique et l'usage du sol, autant en milieu rural qu'urbain de Beijing était évidente. Le groupe de l'Université de Montréal qui avait, entre autres, la responsabilité de constituer un SIG, s'est particulièrement intéressé à l'occupation du sol. À l'échelle régionale (bassin-versant), le groupe de l'Université de Beijing a amorcé une étude de

cartographie de l'occupation du sol en employant des images satellites Landsat-TM. En parallèle, le groupe de l'Université de Montréal a commencé une étude sur la cartographie de l'occupation du sol à un niveau local. C'est dans cette étude que s'inscrit notre projet de recherche.

Beijing est un milieu urbain dense. Dans la proche banlieue de la ville, on dénombre 3 101 habitants par kilomètre carré. La densité de population augmente vers le centre de la ville, pour atteindre 26 607 habitants par kilomètre carré (Larivière, 1997). À ce jour, plusieurs chercheurs ont clairement démontré que les images à des résolutions spatiales moyennes comme celles de Landsat-TM sont inadéquates pour une cartographie à un niveau local de l'occupation du sol (Atkinson *et al.*, 1985 ; Toll, 1985 ; Haak *et al.*, 1987 ; Khorram *et al.*, 1987). La densité du bâti et la complexité des patrons de l'occupation du sol déjà signalées des villes de l'Est asiatique imposaient l'utilisation des images satellites avec des résolutions spatiales en dessous de 10 m (Welch, 1982, Figure 1). Les images actuellement disponibles qui offrent en même temps une couverture importante du territoire (de quelques milliers de km<sup>2</sup>) et une haute résolution spatiale, sont les images en mode panchromatique du capteur IRS-1C (résolution de 6 m environ, couverture pouvant atteindre près de 5000 km<sup>2</sup>) et les images radar en mode fin du satellite RADARSAT-1 (résolution de 6 m environ, couverture de l'ordre de 2500 km<sup>2</sup>). Très peu d'études ont été effectuées avec ces images en milieu urbain, surtout dans un contexte est asiatique. Ainsi, notre étude s'est concentrée à l'exploration du potentiel de ces deux types d'imageries satellites pour la cartographie de l'occupation du sol.

Puisque la première priorité dans ces pays est de dresser rapidement des cartes, l'exploration des méthodes d'analyse automatique des images était de mise.



Source : Robin (1995), d'après Welch (1982)

**Figure 1 : Comparaison des tailles de parcelles urbaines de différents pays et des résolutions spatiales idéales des images de télédétection associées**

Le mémoire est divisé en quatre chapitres. Dans le premier, nous examinons le problème de cartographie de l'occupation du sol à une échelle locale à la lumière des études déjà effectuées, afin de dégager les objectifs spécifiques de la recherche ainsi que la méthodologie à suivre. Le deuxième chapitre présente la méthodologie proposée pour la classification automatique de l'occupation du sol des images de haute résolution spatiale. Le troisième chapitre fait état de l'application de cette méthodologie et rapporte les résultats obtenus. Enfin, les succès et problèmes de la démarche suivie sont discutés au quatrième chapitre.

# CHAPITRE 1

## *PROBLÉMATIQUE*

---

Les études effectuées depuis maintenant une trentaine d'années, surtout avec des images multispectrales à résolution moyenne (supérieure à une dizaine de mètres), ont mis en évidence deux conditions de base pour une cartographie automatisée de l'occupation du sol réussie (exactitude plus grande que 85%) :

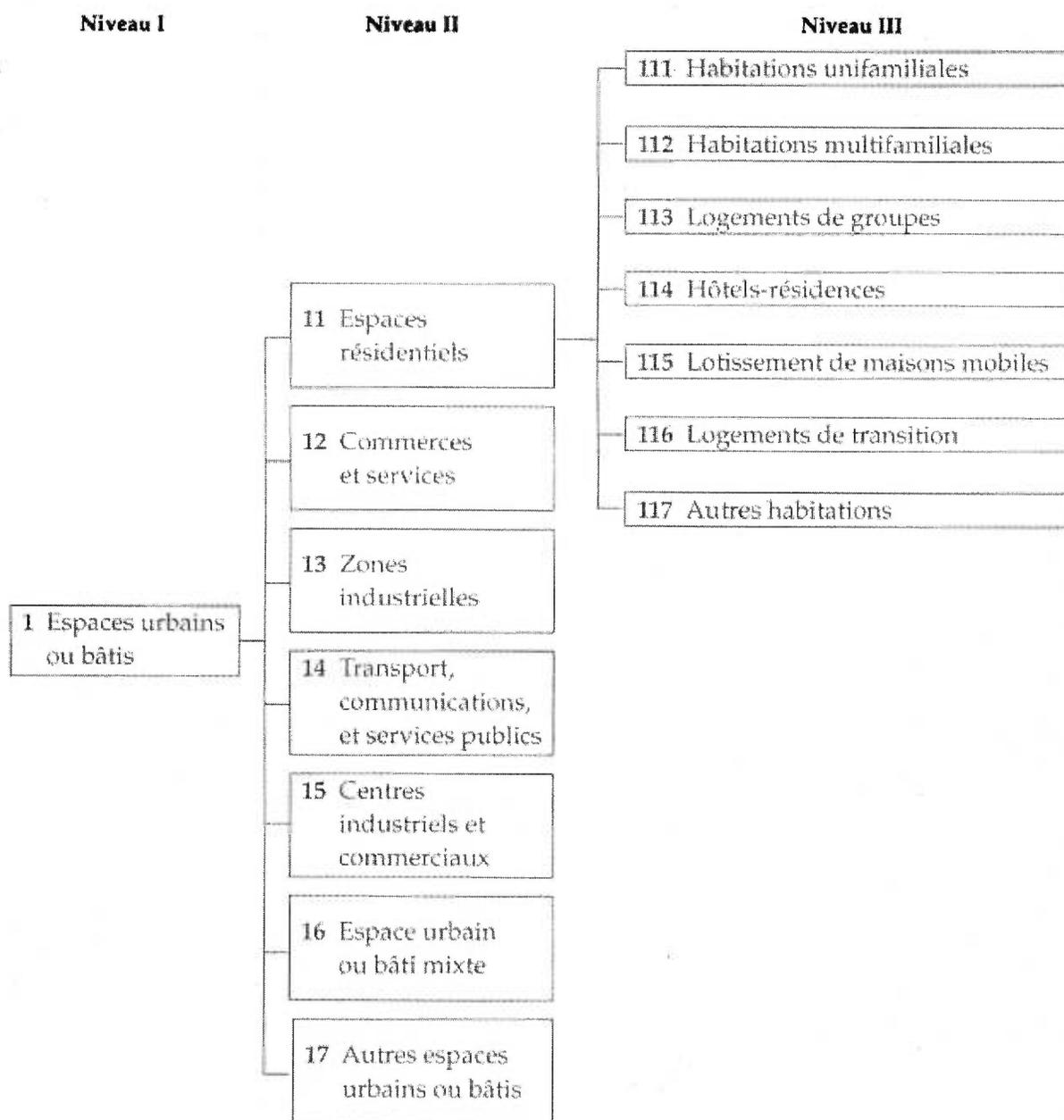
- 1) l'harmonisation de la légende de la carte avec les caractéristiques inhérentes des images, et
- 2) le choix judicieux des techniques de segmentation automatique des images en polygones distincts d'occupation du sol, toujours en respectant les caractéristiques inhérentes des images.

Ces deux conditions sont examinées en tenant compte de notre désir d'utiliser des images à haute résolution spatiale.

## 1.1 LÉGENDE DE LA CARTE VS IMAGERIE SATELLITE

Les premiers essais pour harmoniser la légende et les caractéristiques d'images satellites datent des années '70 avec l'apparition des images des satellites de la série Landsat (MSS) d'une résolution spatiale de 79 m x 57 m. Le système de taxinomie proposé alors par Anderson et ses collègues du USGS (1976), est devenu depuis le système de référence standard pour la télédétection. Ce système comporte quatre niveaux (seuls trois niveaux sont présentés à la Figure 1.1), dont les deux plus détaillés font appel uniquement à l'utilisation du sol et ne sont pleinement atteints que par interprétation visuelle. Au quatrième niveau, même l'interprétation visuelle doit être accompagnée par des travaux de terrain importants. Depuis, il y a eu d'autres initiatives afin d'adapter ce système à des réalités territoriales autres que celles de l'Amérique du Nord ou pour la cartographie des milieux particuliers, telles que les zones côtières. Jensen (1996) fait mention des différents systèmes de taxinomie les plus utilisés : le *U.S. Fish and Wildlife Service Wetland Classification System* (orienté vers les milieux humides), le *N.O.A.A. Coast Watch Land Cover Classification System* (orienté vers les milieux humides côtiers), le *Standard Land Use Coding* (orienté vers les activités humaines : l'utilisation du sol) et le *U.S. Geological Survey Land Use/Land Cover Classification System* (orienté vers les ressources : l'occupation du sol). Ce dernier, établi par Anderson *et al.* (1976, cités par Jensen, 1996), a été construit en fonction de l'interprétation des données de télédétection, à diverses échelles et résolutions, et non pas de données terrain. Pour les milieux urbains, le niveau II de Anderson se retrouve pratiquement

dans tous les systèmes (i.e. institutionnel, résidentiel, et autres). À partir du niveau III, les systèmes commencent à dévier selon le milieu urbain et les objectifs visés par une carte d'occupation du sol (i.e. gestion, aménagement du territoire, etc.). Dans le cas de Beijing, les cartes de base de l'occupation du sol qui ont été mises à notre disposition (*Atlas de Beijing*, 1994) présentent des classes généralisées (de niveau I) et d'autres détaillées aux niveaux II et III. Le système de taxinomie utilisé ne possède pas de classe particulière aux milieux urbains chinois cartographiés.



Source : Bonn *et al.*, 1996 (adapté de Lillesand et Keifer, 1979)

**Figure 1.1 : Les niveaux II et III en milieu urbain du système de taxinomie d'Anderson ; exemple de l'espace résidentiel au niveau III**

Le système d'Anderson a été la base d'examen du potentiel des nouvelles images satellites apparues dans les années `80 par interprétation visuelle ou automatisée. D'abord avec Thematic Mapper (TM) de Landsat-4 ou 5<sup>1</sup> (Atkinson *et al.*, 1985 ; Toll, 1985 ; Haack *et al.*, 1987 ; Khorram *et al.*, 1987), puis avec SPOT-HRV<sup>2</sup> (Harrison et Richards, 1988, cités par Ventura et Harris, 1994 ; Martin *et al.*, 1988 ; Baraldi et Parmiggiani, 1990 ; Townshend, 1992), les études mènent à la même conclusion : les résolutions spatiales de ces images ne sont pas encore adéquates pour atteindre un niveau élevé de détail en milieu urbain. À ces résolutions moyennes, l'usage de plusieurs bandes spectrales est nécessaire car la couleur des objets est alors la seule caractéristique essentielle qui nous aide à différencier les classes d'occupation du sol. Plusieurs classes de niveau II et parfois (selon le contexte territorial) de niveau III peuvent ainsi être différenciées (comme les espaces résidentiels caractérisés par une présence de végétation versus les espaces industriels).

Jusqu'à tout récemment, les seules images disponibles avec des résolutions fines étaient les images panchromatiques de HRV-SPOT (10 m de résolution spatiale). Cependant, très peu d'études ont été effectuées avec ces images en milieu urbain. Celle de Baudouin *et al.* (1995) en est un exemple. Les auteurs, en utilisant comme unité de classification (voir section 1.2) les îlots urbains, tels que connus d'après une carte du réseau routier, ont réussi à faire ressortir les

---

<sup>1</sup> Échelle de gris de 8 bits, six bandes spectrales du visible à l'infrarouge, d'une résolution spatiale de 30 m et une bande infrarouge thermique à 120 m

<sup>2</sup> Échelle de gris de 8 bits, deux bandes dans le visible, une dans le proche infrarouge, d'une résolution spatiale 20 m et une bande panchromatique à 10 m

classes du niveau II et parfois celles du niveau III, même si les détails étaient encore flous à cette résolution spatiale et que la couleur était manquante. Ceci a été possible grâce à l'approche suivie par ces auteurs. Nous ferons un retour sur cette approche dans la prochaine section, où il sera question des méthodes de segmentation des images. D'autres ont essayé des fusions panchromatique-multispectrale pour introduire la couleur des objets tout en préservant les caractéristiques spatiales des images panchromatiques (Welch et Ehlers., 1987 ; Alwashe *et al.*, 1988 et Baudot *et al.*, 1988, cités par Harris et Ventura, 1995), mais ils n'ont pu atteindre que le niveau II.

Depuis le milieu des années 1990, des images avec une résolution plus fine que 10 m commencent à être disponibles. La première mission satellite offrant de telles images est celle de la série de satellites IRS (Indian Resource Satellite). Les satellites 1C et 1D de cette série permettent d'obtenir des images panchromatiques à environ 5 m de résolution spatiale et des images multispectrales à 20 m environ. Parmi les quelques études effectuées depuis, celle de Raghavswamy *et al.* (1996) retient notre attention car elle examine le potentiel de ces images en milieu urbain asiatique. Ces auteurs font remarquer que les images multispectrale (environ 20 m) et panchromatique de IRS-1C étaient importantes pour les villes indiennes, considérant la haute densité des habitations. Ils ont démontré le potentiel de l'application des images du satellite indien pour la planification urbaine des villes de Hyderabad, Lucknow et Ahmedabad en Inde, notamment sur le plan de la délimitation et de l'identification des infrastructures et des utilisations du sol urbain, de

l'identification et de la cartographie du réseau de transport urbain, ainsi que de la détection et la mise à jour de cartes urbaines. Les images ont été fusionnées, rehaussées et exploitées avec un SIG. Les auteurs ont spécifié qu'avec une fusion des images des deux modes (multispectrale et panchromatique), il était possible d'atteindre une classification de l'occupation du sol de niveau III par télé-interprétation à une échelle de 1: 15000. Aucune classification automatisée n'a été tentée par les auteurs.

L'imagerie radar n'a, pour sa part, été que peu exploitée en milieu urbain. Le manque d'attention vis-à-vis ce type d'imagerie tient de la complexité des interrelations entre le signal radar et le milieu bâti, puis de la disponibilité très limitée jusqu'à tout récemment, d'imagerie radar de haute résolution spatiale (Henderson et Xia, 1997). Les recherches menées en cartographie de l'utilisation du sol avec les images radar ont généralement permis l'obtention de sept à huit classes. Ces études ont aussi fait ressortir qu'une courte longueur d'onde (par exemple, la bande X) et un angle d'incidence supérieur à 35 degrés seraient préférables, mais que la résolution spatiale et l'utilisation de filtres de réduction du chatoiement<sup>3</sup> auraient une influence sur ces paramètres. La combinaison optimale des paramètres qui caractérisent l'imagerie radar pour les applications urbaines reste ainsi à définir (Henderson et Xia, 1997).

---

<sup>3</sup> Le chatoiement est le bruit inhérent aux images radar et qui donne à celles-ci un aspect granulaire sel et poivre.

Xia et Henderson (1997) ont recensé les paramètres influençant le retour du signal radar en relation avec les paramètres biophysiques et géophysiques en milieu urbain. Ils les ont regroupés en quatre grandes catégories :

- 1) Les effets du système radar (longueur d'onde, polarisation, angles d'incidence et de dépression, direction de visée) ;
- 2) Les caractéristiques du sol (propriétés diélectriques et rugosité de surface) ;
- 3) L'environnement (dont les principaux facteurs sont les types d'utilisation du sol et d'occupation du sol, le nombre de catégories, la taille, le pattern et la forme des parcelles, la nature changeante de l'environnement, l'histoire du milieu urbanisé, les facteurs économiques et climatiques) ;
- 4) Le traitement d'image (contraste, résolution spatiale, nombre de visées et techniques de rehaussement).

Les auteurs ont fait la synthèse de plusieurs études et fait ressortir les paramètres optimaux pour les applications urbaines (Tableau 1.1).

Type de paramètre	Choix optimal
Longueur d'onde	Courte ( $K, X, C$ )
Polarisation	Croisée
Angle d'incidence	Entre 40 et 45 degrés
Direction de visée	Variable

Source: Xia et Henderson (1997)

**Tableau 1.1 : Synthèse des paramètres optimaux de l'imagerie radar pour les applications urbaines**

Alors que les longues longueurs d'onde seraient appropriées pour détecter les bâtiments individuels, les courtes longueurs d'onde, elles, seraient mieux adaptées pour définir les patterns urbains (Schmidt, 1986, cité par Xia et Henderson, 1997). Pour la polarisation<sup>4</sup>, des observations variées ont été rapportées, mais la majorité des études de cartographie urbaine ont préféré l'utilisation d'images radar dont les polarisations étaient croisées. L'angle d'incidence (angle entre le faisceau et la normale au sol au point d'incidence) serait, pour sa part, idéal entre 40 et 45 degrés, angles auxquels on obtient une combinaison optimale de la résolution spatiale et de l'ombre radar pour la majorité des aires urbaines étudiées. Quant à l'influence de la direction de visée, elle est particulière au milieu urbain étudié. En effet, la relation géométrique entre la direction de visée du capteur radar et l'orientation des éléments au sol a beaucoup d'influence sur l'apparence des cibles urbaines, c'est-à-dire, que les éléments localisés perpendiculairement au faisceau radar apparaîtront plus distinctement que ceux positionnés parallèlement.

Comme dans le cas de l'imagerie optique, ce n'est qu'à partir des années 1995 qu'on commence à acquérir des images radar à des résolutions de moins de 10 m. Le premier satellite de la série RADARSAT offre en effet des images avec un pas d'échantillonnage au sol de l'ordre de 5 m, avec plusieurs possibilités d'angle de visée et avec une courte longueur d'onde (5,3 cm, bande C) mais

---

<sup>4</sup> La polarisation est la caractéristique d'une onde électromagnétique transversale, qui concerne la manière dont la direction de vibration varie au cours de la propagation de l'onde (Bonn et Rochon, 1992)

avec seulement un type de polarisation parallèle (HH). À l'exception donc de la polarisation, les autres conditions rapportées du Tableau 1.1 peuvent être remplies par ces images. Parmi les premières études en milieu urbain avec ce type d'imagerie, nous pouvons citer celle de Cavayas *et al.* (2000). Ces auteurs ont mené des recherches visant à évaluer les possibilités de l'intégration de l'imagerie RADARSAT-1 dans des systèmes informatisés dédiés à la mise à jour des cartes d'occupation du sol en milieu urbain nord-américain. Ils ont acquis huit scènes RADARSAT-1 afin de définir les conditions d'acquisition (saison, angle de visée, direction de visée) qui optimisent, la détection et l'identification des changements. Selon ces auteurs, la caractéristique dominante de cette imagerie est sa sensibilité à la présence des bâtiments (fort signal de retour radar). Cette sensibilité est constante peu importe la saison, les angles ou la direction de visée. Cependant pour éviter les confusions avec des forts retours créés par des variations de la topographie du terrain, des angles de visée plus grands que 40 degrés doivent être choisis. Quant aux occupations du sol des classes générales du type « bâti lâche », « bâtie dense », « espace ouvert » (incluant les surfaces d'eau) et « espace boisé », elles peuvent être extraites en suivant une approche similaire à celle proposée par Baudouin *et al.* (1995) avec des images optiques (voir section 1.2).

De ces premières lectures, nous constatons que peu d'études sont consacrées aux pays en développement. Il est vrai que, jusqu'à tout récemment, aucune imagerie n'était théoriquement adéquate pour la densité urbaine des villes

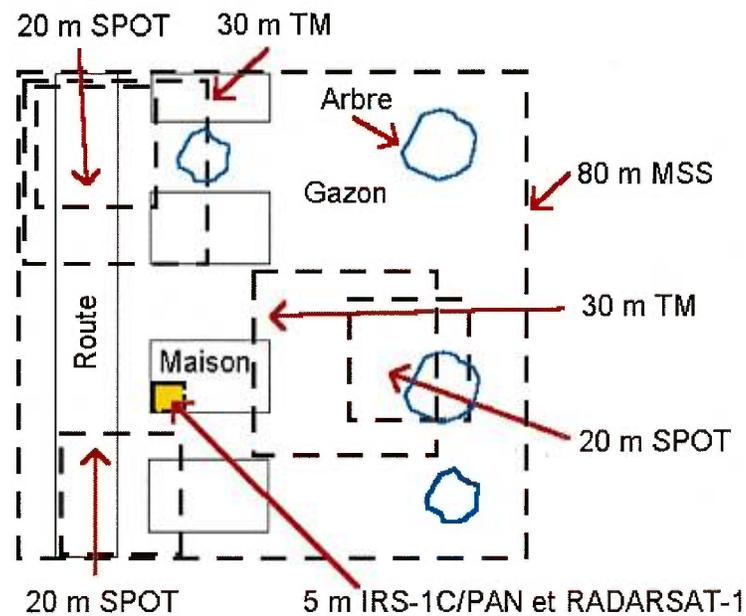
chinoises. Il est donc difficile de tirer des conclusions définitives quant au niveau de détail que nous pouvons atteindre avec ces nouveaux types d'imagerie à résolution fine. Il s'avère important d'acquérir une meilleure connaissance des caractéristiques de ces imageries et de leur apport dans les études urbaines. À la lumière de ces études, nous concluons que nous devons:

- 1) Atteindre, tout au moins, le niveau II du système de taxinomie de Anderson ;
- 2) Voir comment le système de Anderson doit s'harmoniser avec les caractéristiques panchromatique-radar tout en tenant compte des réalités territoriales de Beijing ;
- 3) Introduire la variabilité spatiale des valeurs des pixels comme élément de discrimination entre les classes d'occupation du sol.

## **1.2 CHOIX DES TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGES**

Les applications utilisant l'imagerie satellite en milieu urbain sont parmi celles ayant le plus longtemps été contraintes par les faibles résolutions spatiales disponibles, inadéquates pour ce milieu hétérogène (Desjardins et Cavayas, 1991) et souvent dense qu'est la ville (Figure 1.2). Avec la venue de capteurs à résolution spatiale de plus en plus fine, il devient intéressant de connaître à fond leur potentiel pour un inventaire détaillé de l'occupation du sol en milieu urbain dense (Irons *et al.*, 1985 ; Toll, 1985 ; Cushnie, 1987 ; Johnson et Howarth,

1987 ; Desjardins et Cavayas, 1991 ; Townshend, 1992 ; Forster, 1993). Cependant, alors que la résolution spatiale plus fine des capteurs permet de mieux caractériser le milieu urbain, l'extraction automatique des classes d'occupation du sol devient complexe étant donné l'importante variabilité des couverts qui les composent (Johnson et Howarth, 1987 ; Cushnie, 1987 ; Gastellu-Etchegorry, 1988 ; Marceau *et al.*, 1992; Arai, 1993). Par contre, l'augmentation du nombre de bandes spectrales contribue positivement, tout comme l'augmentation du nombre des niveaux de gris (mais dans une moindre mesure), à l'exactitude des résultats de classification (Toll, 1985; Irons *et al.*, 1985).



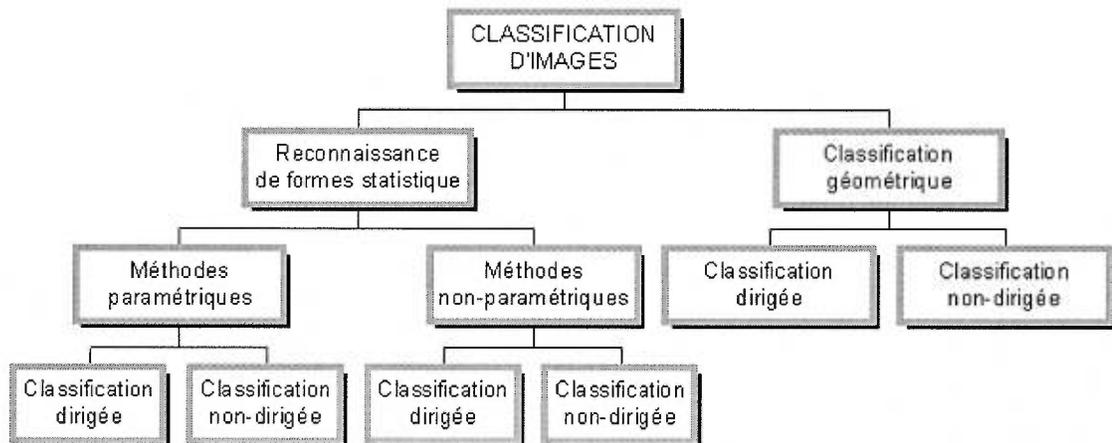
**Figure 1.2 : Superficie couverte par des pixels de diverses résolutions spatiales (adapté de Bonn et Rochon, 1992)**

On aurait pu espérer, qu'avec cette amélioration de la résolution spatiale, l'on puisse se rapprocher du niveau II et préférablement du niveau III du système de classification d'Anderson. Cependant, les classes discriminées lors du processus de classification se caractérisent souvent mieux par le matériel qui les compose (i.e. minéralisé) que par l'affectation urbaine (i.e. complexe commercial). Ce problème devient particulièrement important lorsque la précision spatiale du pixel est élevée et que le contexte de ce même pixel n'est pas pris en compte dans le processus de segmentation automatique de l'image (Johnson et Howarth, 1987).

La segmentation automatique de l'image en classes d'occupation du sol nécessite tout d'abord le choix des traits caractéristiques qui seront à la base de cette segmentation (teintes, couleurs, textures, formes, etc.). Les différentes techniques proposées jusqu'à présent diffèrent sur le comment nous utilisons ces traits caractéristiques. La méthode la plus courante est celle de la classification. Les traits caractéristiques sont considérés comme des axes d'un espace de représentation. Selon des critères géométriques ou statistiques cet espace est découpé en domaines exclusifs des différentes classes. Une fois les domaines connus, il est facile d'attribuer n'importe quel pixel de l'image dont l'étiquette n'est pas connue en se servant de ces traits caractéristiques comme coordonnées dans l'espace de représentation.

Il existe deux familles de classification par pixel (Figure 1.3) : la reconnaissance de formes statistiques (ex. méthode du *Maximum de Vraisemblance*) et la

classification géométrique (ex. méthode *K-Means*). Les méthodes de reconnaissance de formes statistiques peuvent être paramétriques (par exemple, on suppose que la distribution des valeurs est normale) et non-paramétriques (aucune supposition est faite quant à la distribution des classes). Pour l'une comme pour l'autre grande catégorie de classification, la méthode peut être dirigée ou non dirigée.



Source : Cavayas, F. (2000), à paraître

### Figure 1.3 : Les méthodes de classification

Cependant, les méthodes standards de classification par pixel ne tiennent pas compte de l'environnement du pixel et ne sont donc pas adaptées aux fines résolutions spatiales (Irons *et al.*, 1985 ; Cushnie, 1987 ; Gong et Howarth, 1990; Townshend, 1992). Barsney et Barr (1996) affirmaient que peu de solutions tenant compte du contexte de mixture spatiale et spectrale (pixels

environnants) avaient été apportées pour contrer le problème d'une fine résolution spatiale en classification. Certaines des méthodes actuelles tiennent compte des informations contextuelles comme la texture et la structure (Gong et Howarth, 1990 ; Sali et Wolfson, 1992 ; De Jong, 1993 ; He *et al.*, 1994 ; Barnsley et Barr, 1996 ; Ober *et al.* , 1997, Stuckens *et al.*, 2000), ainsi que des données auxiliaires (Pedley et Curran, 1991, Treitz *et al.*,1992), qui peuvent être insérées dans des systèmes à base de connaissance (Moller-Jensen, 1990 ; Baudouin *et al.*, 1995 ; Harris et Ventura, 1995, Guindon, B., 2000). Dans certains cas, ces méthodes ne correspondent toujours pas au niveau de détail souhaité pour les applications urbaines (Harris et Ventura, 1994).

Afin de tenir compte de l'information contextuelle dans le cas des images panchromatiques à haute résolution, Baudouin (1992) et Baudouin *et al.* (1995) introduisent la notion de l'unité d'échantillonnage pour la cartographie de l'occupation du sol en milieu urbain. Selon ces auteurs, tout au moins dans un contexte nord-américain, l'îlot urbain constitue une unité tout à fait appropriée pour les images panchromatiques à 10 m de résolution. Ils segmentent donc les images en îlots, en se servant d'une carte existante du réseau routier. Les caractéristiques morphologiques de l'îlot, ainsi que des paramètres radiométriques et de texture calculés par l'ensemble des pixels faisant partie d'un îlot, sont utilisés comme traits caractéristiques pour établir la classe d'appartenance de l'îlot. Un classificateur basé sur des règles établies empiriquement est utilisé à cette fin. Ils réussissent ainsi à obtenir des taux d'exactitude de 81% à 86% pour des classes de niveau II et parfois III du

système d'Anderson. Gao (1994) a poursuivi les travaux entamés par ces auteurs, en raffinant davantage les règles du classificateur pour atteindre les niveaux II et III. Elle a ainsi réussi à améliorer les résultats de près de 10% pour certaines classes telles que *parc urbain*, *commercial* et *équipement collectif*, toujours avec l'imagerie panchromatique à 10 m de SPOT. Tout récemment, Cavayas *et al.* (2000), en suivant les mêmes principes que les auteurs précédents avec des images optiques et radar d'une résolution de 5 m en milieu urbain nord-américain, confirment les possibilités de cette approche pour l'étude des milieux urbains. Selon ces auteurs la résolution spatiale autorise même l'utilisation du lot individuel à l'intérieur des îlots comme unité d'échantillonnage.

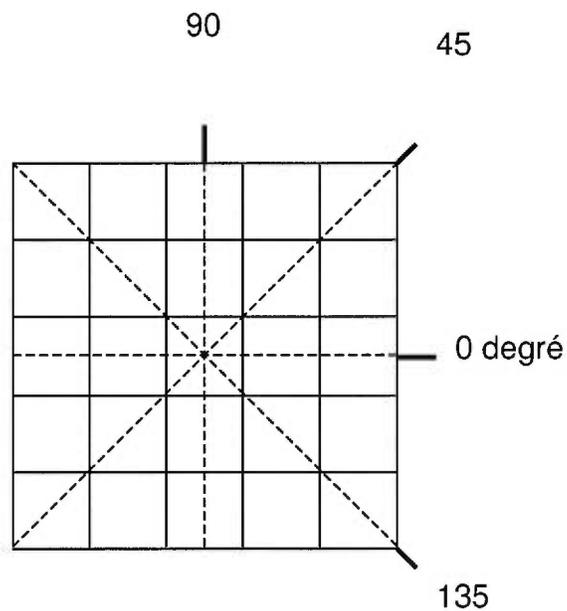
Dans notre cas l'absence des documents cartographiques de base (voir chapitre 3) nous empêche de suivre cette méthodologie par groupement des pixels en unités d'échantillonnage. Nous sommes nécessairement limités au pixel individuel comme unité d'échantillonnage. Par ailleurs, la notion de l'îlot s'applique difficilement au contexte de Beijing, dont l'organisation urbaine se caractérise encore souvent par des unités de travail où se côtoient diverses utilisations du sol (voir section 3.1). L'absence de la couleur comme dans le cas des images multispectrales restreint le choix des traits caractéristiques. Le plus facile à obtenir est la texture des objets.

Différentes méthodes de quantification de la texture existent et elles s'appuient sur des approches statistiques (Haralick *et al.*, 1973) ou structurales. Pour la première approche, la matrice de cooccurrence (Figure 1.4) est l'outil le plus

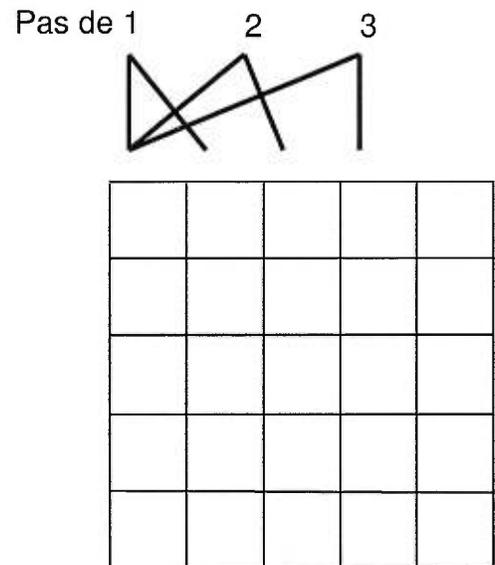
souvent utilisé. Il s'agit d'un histogramme de second ordre qui permet de quantifier la texture d'une région par le calcul de la probabilité d'apparition  $P$  de couples de pixels  $i,j$  caractérisés par des niveaux de gris donnés, séparés par une distance donnée  $\Delta$  et selon une orientation donnée (Robin, 1995).

$$P(f(i,j) | f(i + \Delta i, j + \Delta j)) \quad (1.1)$$

### Choix d'une direction



### Choix d'une distance



**Choix de la taille de la fenêtre d'analyse** (ici 5x5 pixels)

0	1	1	2	3
0	0	2	3	3
0	1	2	2	3
1	2	3	2	2
2	2	3	3	2

**Exemple d'une matrice de cooccurrence pour un pas de 1 et une direction de 0 degré**

*Fréquence d'occurrence absolue*

	0	1	2	3
0	1	2	1	0
1	0	1	3	0
2	0	0	3	5
3	0	0	2	2

*Fréquence d'occurrence relative*

	0	1	2	3
0	0.0625	0.125	0.0625	0
1	0	0.0625	0.1875	0
2	0	0	0.1875	0.3125
3	0	0	0.125	0.125

## Choix des paramètres statistiques

*Moyenne*

$$f_1 = \sum_i \sum_j i * P_{i,j} \quad (1.2)$$

*Contraste*

$$f_2 = \sum_i \sum_j (i-j)^2 P_{i,j} \quad (1.3)$$

*Homogénéité*

$$f_3 = \sum_i \sum_j P_{i,j} / (1+|i-j|) \quad (1.4)$$

*Énergie*

$$f_4 = \sum_i \sum_j P_{i,j}^2 \quad (1.5)$$

*Entropie*

$$f_5 = -\sum_i \sum_j P_{i,j} * \log P_{i,j} \quad (1.6)$$

*Écart-type*

$$f_6 = \frac{1}{2} \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 * P_{i,j} \quad (1.7)$$

*Probabilité maximum*

$$f_7 = \max P_{i,j} \quad (1.8)$$

**Figure 1.4 : Les étapes de l'analyse de texture** (adapté de Jensen, 1996)

Les statistiques qui en découlent permettent de calculer des paramètres tels que le contraste, le second moment angulaire, l'entropie, la variance, la moyenne, le second moment inverse et autres (voir figure précédente) (Bonn et Rochon, 1992). Parmi les premières études utilisant la texture pour la cartographie en milieu urbain, Jensen et Toll (1982, cités par Jensen, 1996) ont trouvé que le paramètre du second moment angulaire améliorait les résultats de classification lorsqu'exploité en addition aux informations spectrales des images dans un processus de classification dirigée de la frange périurbaine.

Gong *et al.* (1992) ont évalué l'utilisation des statistiques de premier et de second ordre, de même que le spectre de texture pour la classification dirigée des données multispectrales SPOT pour la frange périurbaine de Toronto. Ils ont conclu que le second moment angulaire, le contraste et la corrélation de la matrice de cooccurrence donnaient des informations texturales plus valables que les mesures statistiques de premier ordre et du spectre de texture.

Puis, Anys *et al.* (1998) ont calculé des paramètres texturaux à partir d'histogrammes de trois ordres, pour la cartographie en milieu urbain (Montréal) avec l'imagerie aéroportée de MEISS-II (7 m de résolution spatiale). Ils ont remarqué que les paramètres les plus performants pour les histogrammes de 1<sup>er</sup> et de 2<sup>ème</sup> ordre étaient l'entropie (1<sup>er</sup> et 2<sup>ème</sup> ordre) et la moyenne (1<sup>er</sup> ordre). Bien que les résultats varient d'une classe à l'autre, l'ajout de l'information texturale à celle spectrale améliore la *séparabilité* et donc le taux d'exactitude de 12%, pour la classification dirigée par *Maximum de Vraisemblance*

(comparativement aux résultats obtenus avec l'utilisation seule des bandes spectrales comme intrants).

Heikkonen et Varfis (1998) ont développé une méthode expérimentale de classification de l'utilisation du sol en milieu urbain, basée en partie sur l'utilisation des matrices de cooccurrence. Ils ont précisé que les statistiques de base fournies par les images ne suffisaient pas à discriminer les classes en milieu urbain. Ils ont travaillé avec les imageries de Landsat -TM et ERS-1 SAR. Cependant, il n'y a aucune précision spécifique sur l'apport direct de ERS-1 dans cette étude.

Tout récemment, Karathanassi *et al.* (2000) ont développé une méthode de classification de la surface bâtie en trois catégories de densité, avec l'imagerie panchromatique de SPOT pour la ville d'Athènes, Grèce. Elle comporte cinq étapes : rehaussement d'image avec un filtre Laplacien pour le rehaussement du milieu bâti, suivi du seuillage, d'une analyse morphologique, d'une analyse de texture et d'une classification dirigée. Trois algorithmes d'analyse de texture utilisant des données binaires (issues du seuillage et vérifiées par l'analyse morphologique), l'un par la fréquence d'occurrence, les deux autres utilisant la matrice de cooccurrence, ont été utilisés conjointement à une classification dirigée et leurs résultats ont été comparés à ceux d'une simple classification dirigée par *Maximum de Vraisemblance*. Selon les algorithmes utilisés, les taux d'exactitude variaient de 83,4% à 89,6%, comparativement à un taux de 79,7% pour la classification par *Maximum de Vraisemblance*. Ils ont trouvé que les

algorithmes d'analyse de texture donnaient une meilleure performance lorsqu'une large fenêtre était utilisée (31x31).

L'approche statistique a également été utilisée dans plusieurs autres domaines que l'urbain, dont : la discrimination des glaces marines avec des données radar à synthèse d'ouverture (Barber et Ledrew, 1991 ; cités par Jensen, 1998); la discrimination des classes avec hétérogénéité interne et les patrons structuraux/géomorphologiques (Franklin et Peddle, 1989) ; le milieu agricole (Sali et Wolfson, 1992) et le milieu forestier (Marceau *et al.*, 1992).

Les approches structurales, moins souvent utilisées que celles statistiques, s'appuient sur différents paramètres des primitives, tels que les iso-segments ou segments formés de niveaux de gris identiques et les extrêmes locaux ou fréquence des maximums et minimums dans une direction donnée (Bonn et Rochon, 1992).

En conclusion, pour répondre à la 2<sup>ème</sup> condition de base d'une cartographie automatisée de l'occupation du sol, soit le choix judicieux des techniques de segmentation en respectant les caractéristiques inhérentes des images, nous voulons :

- 1) Examiner le potentiel de classification des traits teinte-texture et ce pour IRS-1C et pour RADARSAT-1 indépendamment;
- 2) Voir jusqu'à quel point l'utilisation combinée des deux images est bénéfique.

## CHAPITRE 2

### ***OBJECTIFS, HYPOTHÈSES ET MÉTHODOLOGIE***

---

#### **2.1 LES OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES DE L'ÉTUDE**

L'objectif principal de notre étude est de mettre au point une méthodologie d'analyse automatisée des images satellites à résolution spatiale fine pour la cartographie de l'occupation du sol dans les milieux urbains denses de Beijing-Tianjin. Suite à notre analyse du problème nous avons fixé les objectifs spécifiques suivants :

- 1) Établir un système de taxinomie de l'occupation du sol adapté au contexte urbain chinois et harmonisé avec les caractéristiques inhérentes des images employées ;
- 2) Trouver une méthode de classification automatique faisant appel aux caractéristiques des teintes et des textures des images employées ;
- 3) Évaluer l'apport des images combinées à la classification.

Notre hypothèse de base est qu'il est possible, tout au moins, d'atteindre le niveau II de Anderson en se servant des deux sources d'information (panchromatique, radar) et de la texture comme élément clé de caractérisation des différentes occupations du sol.

La poursuite de ces objectifs contribue à une meilleure connaissance des caractéristiques des imageries des satellites IRS (panchromatique) et RADARSAT-1, en ce qui a trait à leur potentiel pour une classification détaillée de l'occupation du sol dans un milieu urbain dense asiatique. Cette connaissance mènerait au développement d'une méthode de classification automatisée adaptée aux images de haute résolution spatiale.

## **2.2 MÉTHODOLOGIE**

Afin d'atteindre nos objectifs, nous avons suivi une approche méthodologique comprenant cinq étapes :

- 1) Choix du site d'expérimentation et des images ;
- 2) Reconnaissance sur le terrain afin d'obtenir les connaissances nécessaires à l'élaboration d'un système de taxinomie de l'utilisation du sol ;
- 3) Tests de classification préliminaires avec différents paramètres spectraux et texturaux et validation des résultats sur le terrain ;
- 4) Développement d'une méthode de classification des images IRS-1C et validation à l'aide des documents disponibles ;
- 5) Intégration de l'imagerie RADARSAT-1 dans le processus de classification automatique et conclusions sur son apport.

### 2.2.1 Région à l'étude

Des deux municipalités étudiées dans le cadre du projet *Environnement*, nous avons choisi de travailler avec celle de Beijing (Figure 2.1), l'Université de Beijing étant notre partenaire pour le volet *Géomatique* du projet. Beijing est l'une des villes de pays en développement où l'ampleur de la croissance de la population, naturelle et immigrante du milieu rural, échappe au contrôle des planificateurs urbains (Larivière,1997). Celle-ci exige une croissance périphérique de nouvelles infrastructures et une intensification de l'usage du sol urbain. En effet, plusieurs quartiers de maisons traditionnelles basses (*hutongs*) ont été ou seront détruits, afin de construire de nouveaux quartiers de moyenne et de haute densité résidentielle ainsi que des autoroutes, répondant à la demande grandissante de logements et à l'augmentation du nombre d'automobiles en circulation. Vu le manque de suivi et la rapidité du phénomène, il s'ensuit une incohérence de l'organisation structurelle, une surexploitation ou un manque d'infrastructures et de ressources, dont l'eau.

Alors que la croissance démographique atteignait 2% par an durant les années 80, on estime que depuis le recensement de 1990, la forte croissance s'est poursuivie, soit plus 16% de 1990 à 1996. Une bonne partie de la croissance est attribuable à la migration temporaire ou saisonnière dont le nombre n'est connu qu'approximativement. Il serait cependant en forte augmentation, ayant passé de 300 000 en 1982 à deux ou trois millions en 1991 (Larivière, 1997).

Des dix arrondissements urbains qui constituent la municipalité de Beijing, ceux de grande banlieue s'étendent sur la zone de collines et de montagnes non urbanisées qui constituent plus de 60% de la superficie même de la municipalité. L'urbanisation dense ne couvrirait donc qu'environ 1400 des 4500 km<sup>2</sup> (Larivière, 1997).

La superficie totale des unités administratives de Beijing est d'environ 15 795 km<sup>2</sup>. Nous pouvons observer la dimension de chacune des unités au Tableau 2.1. À l'intérieur de la municipalité de Beijing, composée de 18 comtés et districts (Larivière, 1997), se trouve le district de Haidian (Figure 2.2). Ce dernier constitue la zone de développement industriel la plus importante. Elle accueille les industries électroniques et informatiques et elle est liée à des centres de recherche établis depuis longtemps dans la zone. Des anciens quartiers résidentiels en côtoient de plus récents. Nous avons choisi ce district, où est localisée l'Université de Beijing, vu la plus grande facilité à obtenir des données de base et la diversité de l'occupation du sol (*Atlas de Beijing*, 1994).

<b>Comtés / Districts</b>	<b>Superficie (km<sup>2</sup>)</b>
Changping	1 430,0
Chaoyang	470,8
Chongwen	15,9
Daxing	1,0
Dongcheng	24,7
Fangshan	1 866,7
Fengtai	304,0
Haidian	426,0
Huairou	2 557,3
Mentougou	1 331,3
Myun	2 335,6
Pinggu	1 075,0
Shijingshan	81,8
Shunyi	980,0
Tongxian	870,0
Xicheng	30,0
Xuanwu	16,5
Yanqing	1 980,0

Source : Beijing Surveying and Mapping Institute, 1994

**Tableau 2.1 : Les comtés et districts de Beijing**

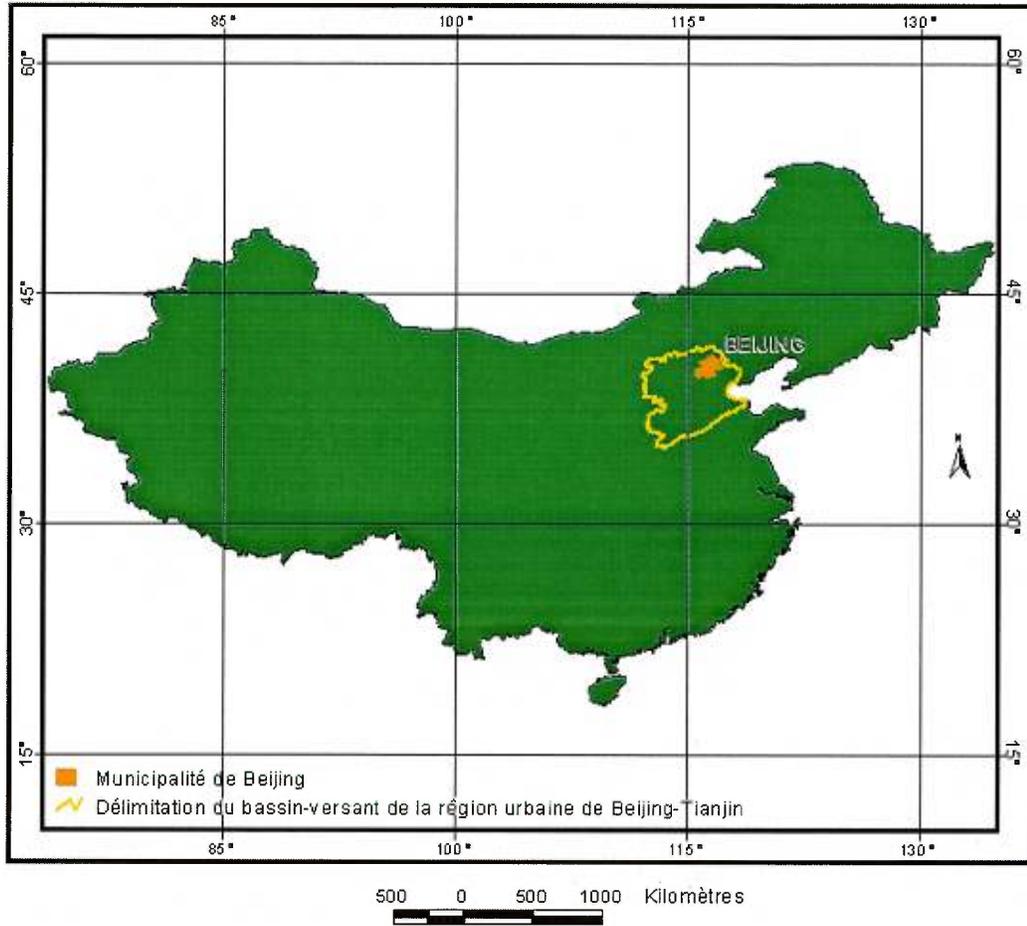
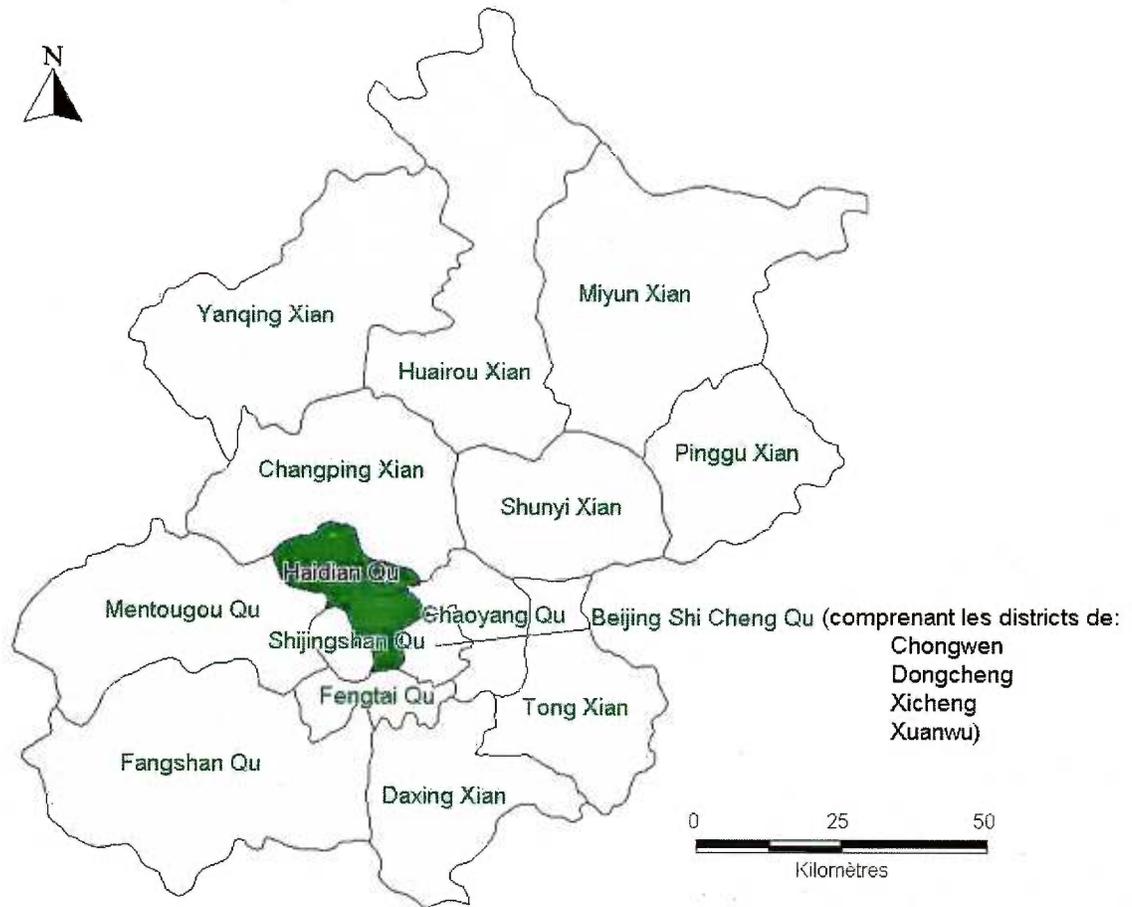


Figure 2.1 : Région d'étude – Beijing, Chine



**Figure 2.2 : Les districts et comtés de la municipalité de Beijing**

### 2.2.2 Les images utilisées

Pour couvrir notre territoire d'étude, nous avons pu trouver une image en mode panchromatique IRS-1C récente sans couverture nuageuse importante. L'image a été acquise le 7 septembre 1999 et couvre 25 km par 25 km. Elle a été ré-échantillonnée à 5 m de résolution spatiale et son échelle radiométrique a été étendue de 64 niveaux de gris à 255 par le fournisseur des images IRS-1C en Amérique du Nord. Via un programme spécial de l'Agence Spatiale Canadienne permettant l'accès aux images RADARSAT-1 à prix réduit pour la recherche universitaire, nous avons aussi acquis une image RADARSAT-1 en mode fin, d'un angle d'incidence de 41-44 degrés, de 16 niveaux de gris, en date du 18 octobre 2000. L'image couvre 50 km x 50 km. Le Tableau 2.2 résume les caractéristiques de ces images. Le seul document détaillé de référence que nous avons pu obtenir en Chine est une photographie aérienne à l'échelle 1 : 6500 de 1998 couvrant environ 1,8 km par 1,8 km.

	<b>IRS-1C Panchromatique</b>	<b>RADARSAT-1</b>
<i>Résolution spatiale :</i>	fine (5,8 m)	fine (6,25 m)
<i>Résolution spectrale:</i>	pauvre :1 bande spectrale (0,5-0,75 $\mu\text{m}$ )	pauvre 1 fréquence (5,3 GHz)
<i>Résolution en polarisation:</i>	ne s'applique pas	pauvre : 1 polarisation HH
<i>Résolution radiométrique :</i>	pauvre (6 bits étendu à 8 bits)	fine: 16 bits

Sources : Kalyanaraman, S. *et al.* (1995), Bonn et Rochon (1992)

**Tableau 2.2 : Caractéristiques des satellites et capteurs**

### 2.2.3 Reconnaissance sur le terrain

Dans l'*Atlas de Beijing* (1994), six classes d'utilisation du sol sont représentées (Figure 2.3) : institutionnel, industriel et commercial, résidentiel et autres, parcs et zones de végétation, et espaces vacants. Il s'avérait important d'aller sur le terrain pour acquérir une meilleure connaissance de la région d'étude, soit de sa morphologie urbaine et de son organisation structurelle afin de répondre à l'objectif d'établir un système de taxinomie de l'occupation du sol adapté au contexte urbain chinois et harmonisé avec les caractéristiques inhérentes des images employées

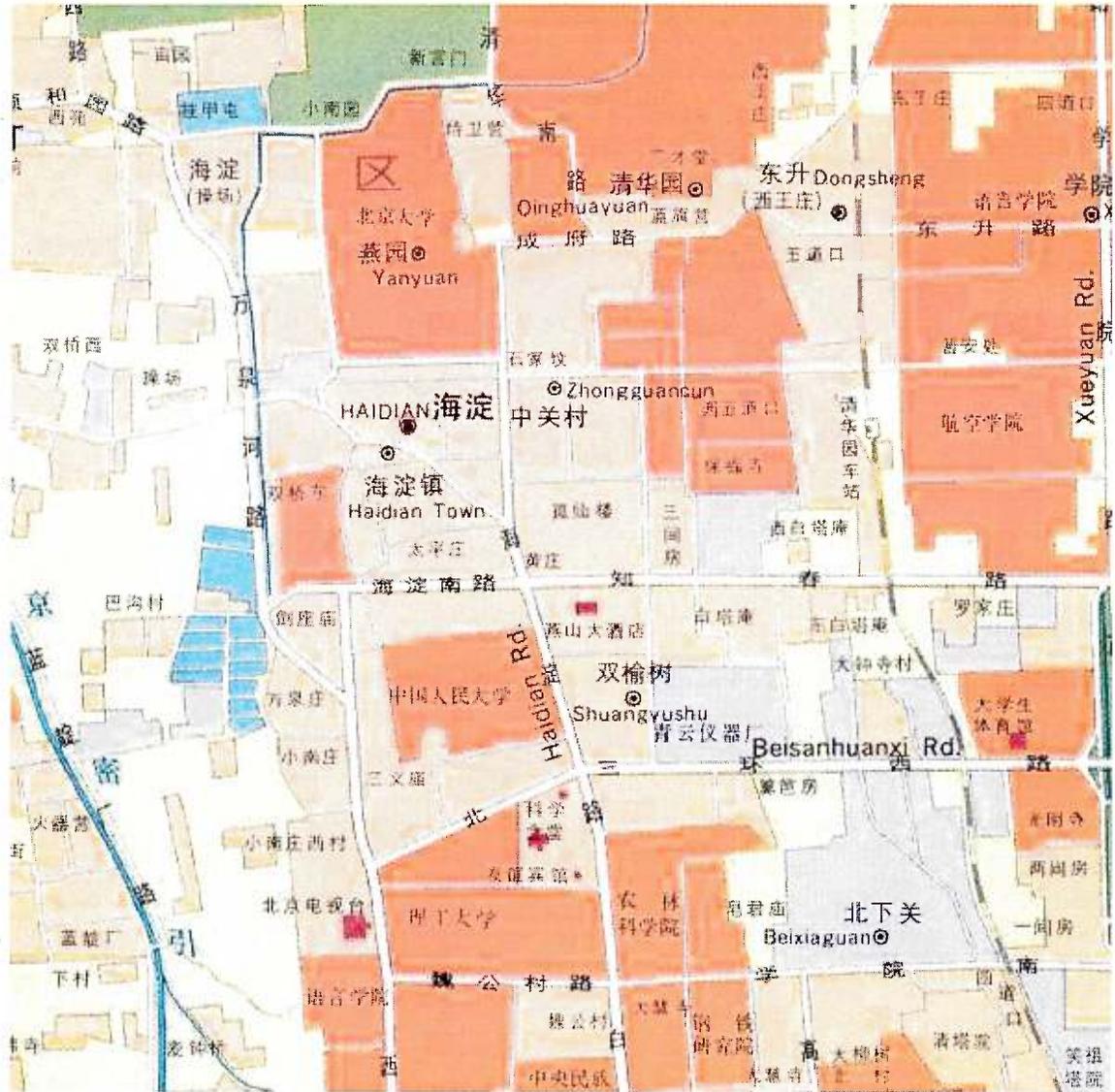
Le territoire d'étude, Haidian, est d'une superficie importante : 426 km<sup>2</sup>. Afin de couvrir le mieux possible l'étendue du territoire, des sites-échantillons représentatifs ont été choisis de sorte qu'une plus grande partie possible du territoire soit visitée. Ces échantillons, au nombre de 30, sont des îlots urbains (territoire délimité par le réseau routier) représentant trois classes d'utilisation du sol selon nos cartes de référence, issues de *l'Atlas de Beijing* (1994) : résidentiel, industriel et commercial, institutionnel. Dix échantillons ont été sélectionnés pour chacune des classes. Ce terrain a eu lieu en juin 1999.

## **2.2.4 Tests de classification et validation**

Des tests de classifications non-dirigées ont été faits et les classes obtenues validées sur le terrain. Nous avons utilisé une méthode de classification non-dirigée par pixel (*K-means*), à laquelle ont été introduits les canaux de texture.

### **2.2.4.1 Analyse de texture**

De toutes les méthodes d'analyse de texture, nous avons choisi celle de la matrice de cooccurrence. Cette méthode a été largement utilisée dans les études de cartographie de l'occupation du sol en milieu urbain et elle a fourni de bons résultats (Smits et Annoni, 1999). Sa force réside dans le fait qu'elle caractérise les interrelations spatiales des niveaux de gris dans un pattern textural d'une telle façon, qu'avec la transformation des niveaux de gris, les interrelations demeurent invariables. L'analyse de texture par la matrice de cooccurrence a été rendue possible à l'aide de l'algorithme *Fast* rapporté par Parker (1996). *Fast* permet le calcul de plusieurs paramètres de texture de façon simple et rapide. Il a été modifié par le Laboratoire de Télédétection de l'Université de Montréal, afin de mieux répondre aux besoins de la recherche.



Échelle approximative 1 : 35 000



- Plan d'eau
- Espaces vacants
- Parcs
- Industriel
- Institutionnel
- Résidentiel

Source: Atlas de Beijing, 1994

**Figure 2.3 : Carte de l'utilisation du sol du district de Haidian, Municipalité de Beijing**

Quatre choix de paramètres devaient être faits pour l'analyse de texture à l'aide de la matrice de cooccurrence. Le premier choix était celui des paramètres de texture. L'algorithme *Fast* permet d'en calculer sept :

- la *moyenne* (mesure la tendance centrale) ;
- le *contraste* (mesure des variations locales) ;
- l'*énergie* (ou second moment angulaire, mesure l'homogénéité) ;
- l'*entropie* (inverse de l'énergie, mesure le degré d'organisation de la texture) ;
- l'*homogénéité* (mesure le degré d'homogénéité des textures) ;
- la *probabilité maximum* (le mode de la matrice de cooccurrence de deux valeurs données) ;
- l'*écart-type* (mesure de variation, d'étendue).

Ensuite, venaient les choix de la taille de la fenêtre d'analyse. Dans la littérature, la taille de la fenêtre d'analyse varie beaucoup, allant par exemple de 9x9 (Anys *et al.*, 1998), à 31x31 pixels (Karathanassi *et al.*, 2000). Selon Anys *et al.* (1998), une taille de fenêtre trop petite ne contiendra pas assez d'informations, alors qu'une trop grande fenêtre risquera de couvrir deux classes et de créer des limites de transition larges. Il faut aussi être conscient qu'en employant une fenêtre mobile, les résultats sont dépendants de la taille de la fenêtre et qu'il y a deux limites : (1) de mauvais résultats sont obtenus en

bordures des changements de texture et (2) il est impossible de définir une dimension unique de fenêtre pour l'ensemble d'une image (Ober *et al.*, 1997).

Toutes les directions ont été testées ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  et  $135^\circ$ ) et le pas d'échantillonnage déterminé à l'aide d'un variogramme. Le variogramme est un outil géostatistique qui mesure la similarité des valeurs entre des paires d'échantillons (les pixels en ce cas-ci) séparés par une distance  $x$  et dans une direction quelconque. Le variogramme peut s'illustrer à l'aide d'un graphique en deux dimensions, avec les valeurs de semi-variance en ordonnée et le pas d'échantillonnage en abscisse. Le résultat est en fait une série de points de correspondance entre les deux axes, à travers lesquels on fait ajuster un modèle qui nous traduit la tendance. Le pas d'échantillonnage idéal serait situé au point d'inflexion où s'ensuit le plafonnement des valeurs de semi-variance, soit le point au-delà duquel il n'y a plus de similarité entre les valeurs.

L'analyse de texture par la matrice de cooccurrence peut générer plusieurs canaux, étant donné les combinaisons de quatre paramètres possibles. Nous avons tenté d'effectuer une sélection de bandes optimales visant à réduire la redondance d'information parmi elles. Pour ce faire, trois méthodes ont servi. La première est la mesure de la *séparabilité* des signatures par la mesure de distance de Bhattacharyya (utilisant les sites d'entraînement préalablement échantillonnés). Avec une valeur de 2, la *séparabilité* des classes est considérée excellente, entre 1,7 et 1,9 comme une bonne *séparabilité* et en-

dessous de 1,7 comme une pauvre *séparabilité* (Jensen,1996). La seconde méthode consiste en l'observation des graphiques de l'espace de représentation des valeurs par paire de bandes (« *co-spectral plots* »), alors que la troisième est de nature empirique : appréciation visuelle de tests de classification de diverses combinaisons de canaux.

#### **2.2.4.2      *Choix de la méthode de classification***

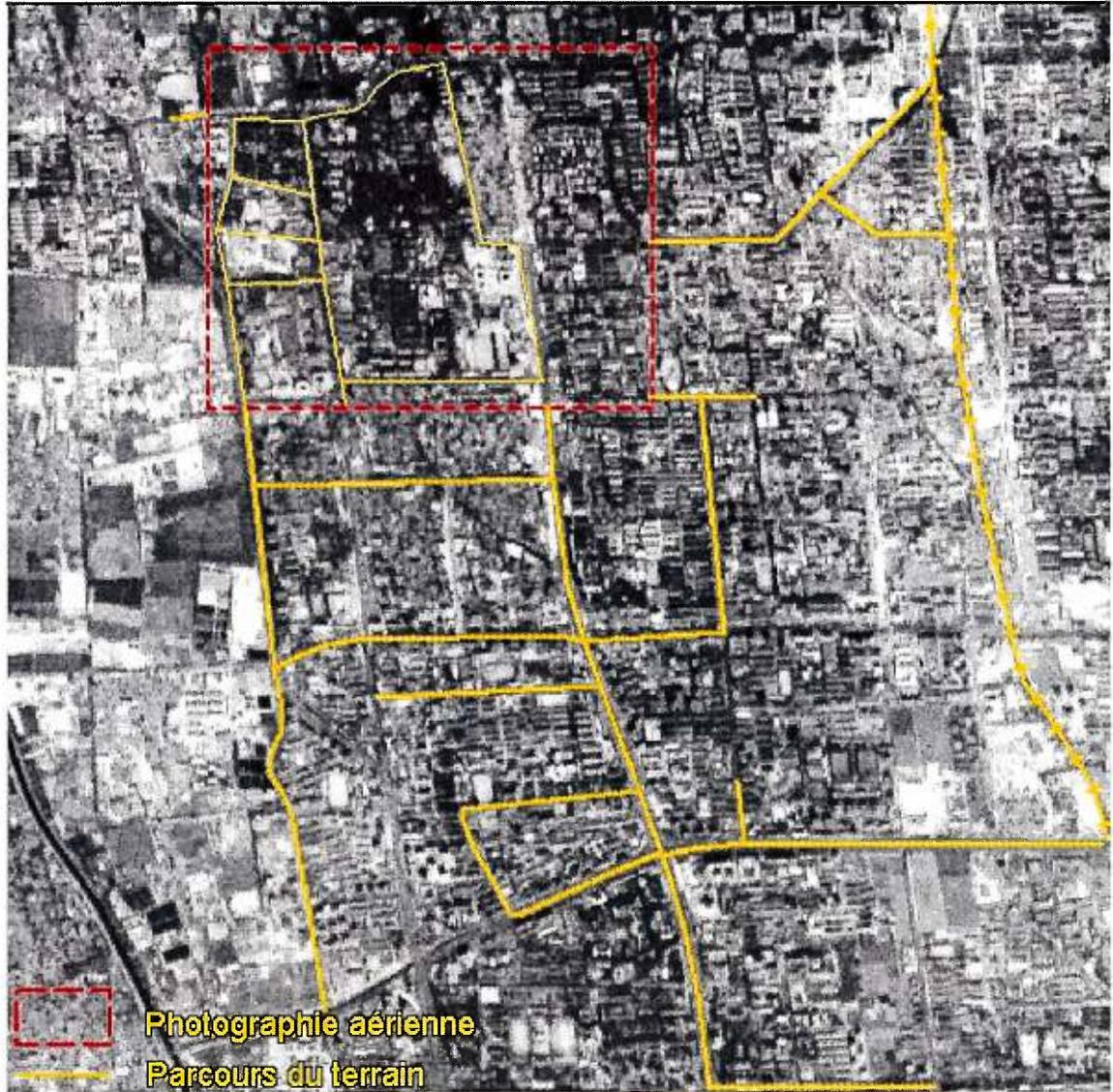
N'ayant pas de document de référence suffisamment fiable pour opérer une classification dirigée, nous avons opté, dans un premier temps, pour une méthode non-dirigée : l'algorithme *K-means*. Cette méthode fait ressortir les regroupements naturels de pixels, donc des classes de pixels que nous devons par la suite identifier et valider sur le terrain.

#### **2.2.4.3      *Validation terrain***

La zone classifiée a été soumise à un examen exhaustif lors d'une seconde visite sur le terrain, en juin 2000. Comme mentionné ci- haut, les classes obtenues lors des classifications préliminaires non-dirigées ont été identifiées, validées et ce, en vue d'élaborer le système de taxinomie adapté au milieu urbain de Beijing.

N'ayant pu obtenir de données de validation, outre la photographie aérienne (section 2.2.2), c'est celle-ci qui a servi de document source. La superficie

couverte par la photographie (carré délimité par la ligne avec des tirets rouges sur la Figure 2.4), soit le campus de l'Université de Beijing, a été entièrement visitée à des fins de photo-interprétation. Le reste du territoire a été sillonné par le biais du réseau routier principal (lignes jaunes sur la même figure). Cette méthode de parcours linéaire était la plus adaptée pour visiter le territoire, notamment vu la difficulté d'accéder à l'intérieur des îlots urbains (i.e. accès interdit) et le manque de fiabilité du réseau routier secondaire des cartes routières disponibles.



Échelle approximative 1 :30 000



**Figure 2.4 : Territoire couvert lors de la validation terrain**

### **2.2.5 Établissement du système de taxinomie**

Un système de taxinomie est un schéma de classification où les classes d'information sont bien définies. Ces classes, définies par les humains, se distinguent fondamentalement des classes spectrales inhérentes au capteur et identifiées par l'analyste (Jensen, 1996). Aussi, les systèmes de taxinomie sont orientés vers des intérêts spécifiques. Tel que mentionné au chapitre 1, le système standard est celui de Anderson. Ce système, bien qu'étant celui qui se rapproche le plus de notre orientation (occupations du sol obtenues par la classification automatique d'images de télédétection), met l'emphase sur le contexte nord-américain et ne s'adapte pas nécessairement à celui chinois. Notre système de taxinomie a alors été basé sur les classes obtenues lors des tests préliminaires de classification et validées sur le terrain.

### **2.2.6 Développement d'une méthode de classification adaptée aux images de haute résolution spatiale**

En plus de nous aider à bâtir un système de taxinomie adapté à la ville de Beijing, le second terrain nous a permis de faire des observations utiles quant au raffinement potentiel que nous devons apporter à la méthode de classification jusqu'alors employée : comparer les méthodes de classification dirigée (*Maximum de Vraisemblance*) et non-dirigée (*K-means*) ; classification des canaux de texture de pas différents sous masques ; seuillage (voir chapitre 3). Nous devons aussi concevoir une méthode d'évaluation quantitative des

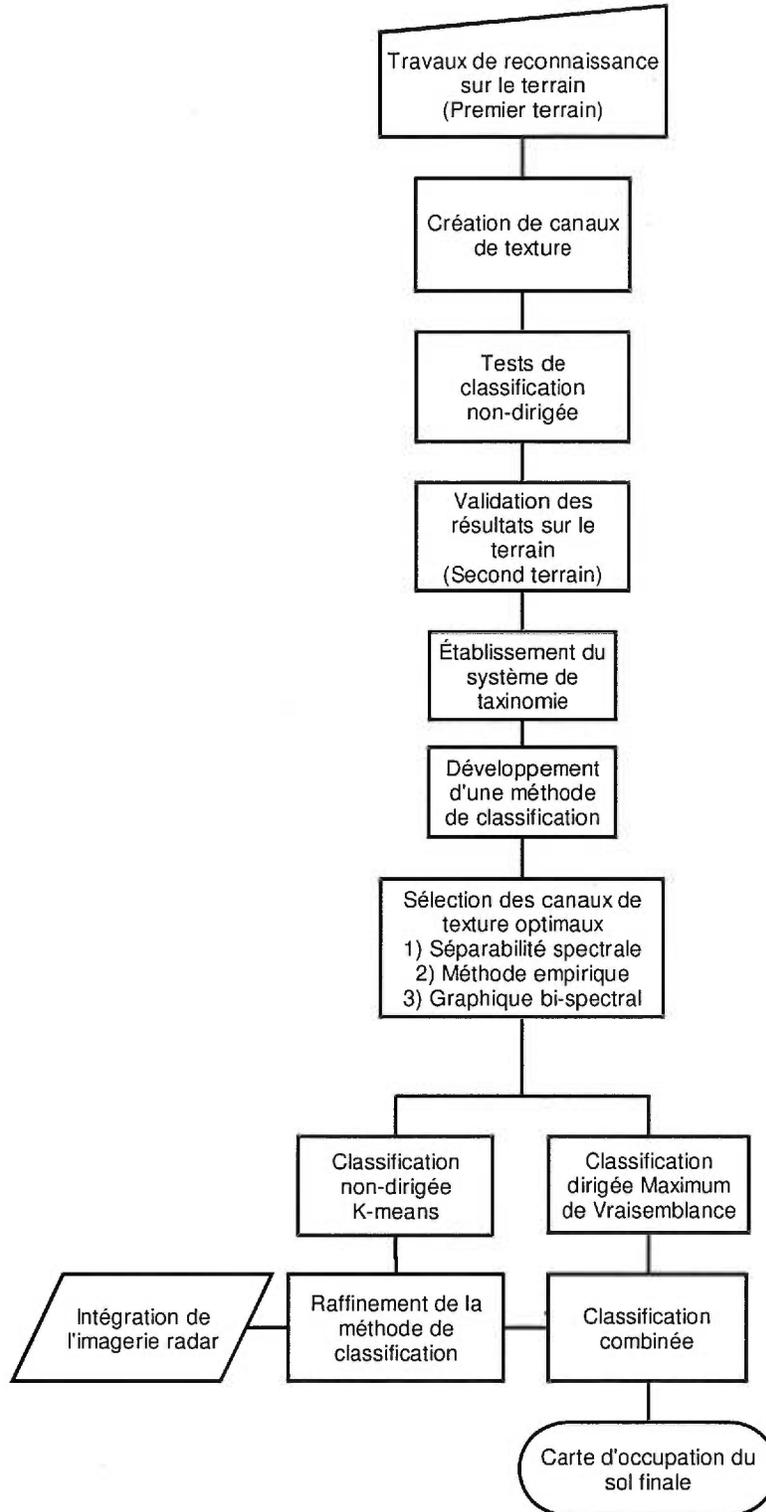
résultats de classification en fonction des documents qu'il nous a été possible d'obtenir sur le terrain. C'est la photo-interprétation de la photographie aérienne qui a servi à cette fin. Les visites ponctuelles et les parcours linéaires effectués sur le terrain ont complété l'appréciation et la comparaison des classifications.

### **2.2.7 Intégration de l'imagerie RADARSAT-1 dans le processus de classification automatique**

Nous étions intéressés à évaluer l'apport de l'imagerie RADARSAT-1 dans le processus de classification automatique. Pour exploiter cette image, nous avons aussi employé l'analyse de texture pour mettre en valeur la richesse spatiale de l'image (6,25 m, ré-échantillonné à 5 m), opéré une classification non-dirigée *K-means* et effectué des opérations de seuillage, de façon à intégrer l'information complémentaire de la scène radar aux résultats déjà obtenus. La Figure 2.5 résume les étapes de la méthodologie appliquée aux images IRS-1C et RADARSAT-1.

### **2.2.8 Programmes utilisés**

Les programmes *XPACE* et *Image Works* de Easi/ Pace (PCI), de même qu'un algorithme de création d'image de texture (Parker, 1996) sont les principaux programmes utilisés.



**Figure 2.5 : Méthode proposée pour la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images de haute résolution spatiale**

## CHAPITRE 3

### *APPLICATION ET RÉSULTATS*

---

Ce chapitre fait état de l'application de la méthodologie décrite au chapitre précédent et des résultats qui en ont découlé. Des ajustements à la méthodologie se sont avérés nécessaires. Ceux-ci seront expliqués, de même que la méthodologie finale retenue.

#### **3.1 RECONNAISSANCE SUR LE TERRAIN**

Lors de notre visite sur le terrain, nous avons constaté que les îlots étaient rarement occupés par une seule classe, mais plutôt mixtes (Photographie 3.1). Dans un même îlot, se côtoient souvent le lieu de travail (institution, commerce ou industrie), la résidence des gens qui y travaillent et des services variés (cafétérias, restaurants, garderie, école et/ou autres). Ce regroupement de fonctions urbaines à l'intérieur d'un même îlot, communément appelé « unité de travail », a vu le jour dans les années '50, sous le régime maoïste (Larivière, 1997). Ces unités sont souvent entourées de murs (Photographie 3.2) et constituées d'immeubles de trois à cinq étages. Aujourd'hui, la construction des édifices à logements n'est plus associée à des unités de travail, quoique

plusieurs compagnies s'en portent toujours acquéreurs afin d'y loger leurs employés. De part et d'autre des axes routiers, nous avons noté la présence régulière de bâtiments commerciaux et de services dont la hauteur n'excédait pas un étage (Photographie 3.3). Dans la plupart des sites visités, se trouvaient en effet des bâtiments commerciaux contigus le long des axes routiers de l'îlot.



**Photographie 3.1 : Îlot mixte**



Photographie 3.2 : Îlot emmuré



Photographie 3.3 : Commerces d'un étage en bordure de routes

Parmi les îlots visités, il a été possible d'identifier trois grandes catégories de densité résidentielle (Photographies 3.4, 3.5, 3.6) : faible (correspondant aux vieux quartiers de *hutongs* et aux maisons basses à un étage), moyenne (blocs appartements rectangulaires, apparus dans les années '50, principalement de trois à six étages) et élevée (tours d'habitation). Les quartiers de maisons basses sont en majorité de vieux quartiers très minéralisés (Photographie 3.7) et désorganisés, en comparaison aux aménagements plus récents, de densité résidentielle moyenne ou élevée, où il y a une présence importante de végétation. On exploite la hauteur plutôt que l'étendue, tirant un profit maximum des espaces vacants qui se font rares, tout en faisant place à l'aménagement de petits parcs. Ce manque d'espace vacant explique quelques différences entre les observations faites dans l'*Atlas de Beijing* de 1994 et la réalité terrain. En effet, plusieurs quartiers anciens de faible densité ont été rasés pour faire place à de nouvelles tours d'habitation, dans le but de répondre à la demande criante en logements.

Vingt sites-échantillons plutôt que 30 ont été visités<sup>5</sup>. De ces 20 sites, 18 étaient d'occupation mixte, un était en construction (Photographie 3.8) et le dernier en démolition.

---

<sup>5</sup> Tous les sites échantillonnés n'ont pu être visités dû aux difficultés de déplacement sur le terrain (cartes désuètes du réseau routier, réseau routier congestionné), interdiction d'accès à certains lieux, puis la difficulté à obtenir des interprètes.



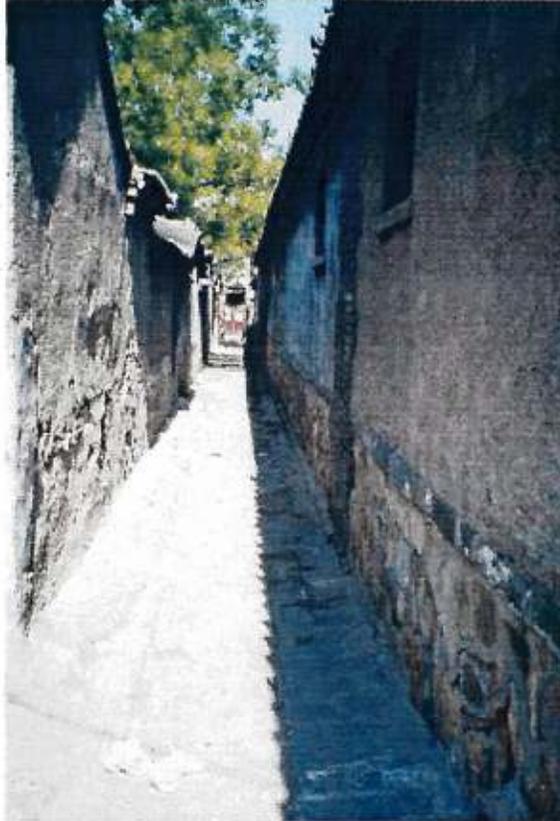
**Photographie 3.4 : Faible densité du bâti**



**Photographie 3.5 : Densité moyenne du bâti**



**Photographie 3.6 : Haute densité du bâti**



**Photographie 3.7 : Exemple du haut degré de minéralisation dans les quartiers de hutongs**



**Photographie 3.8 : Site en reconstruction**

## 3.2 TESTS DE CLASSIFICATION ET VALIDATION

### 3.2.1 *Analyse de texture*

Tel que mentionné au chapitre 2, nous avons décidé d'utiliser la matrice de cooccurrence pour exploiter la fine résolution spatiale de l'image IRS-1C et créer des néo- canaux en vue de classifications.

Pour définir les paramètres de la matrice de cooccurrence, nous avons procédé à un test avec le variogramme. Ce dernier nous permet d'obtenir une bonne indication de la similarité entre la valeur d'un pixel quelconque dans l'image et les valeurs de pixels dans son voisinage. Ainsi, si l'image est composée de grandes plages de pixels avec des valeurs similaires, la différence moyenne entre la valeur d'un pixel et les pixels dans son voisinage immédiat sera presque nulle. Il nous faudra donc se distancer de beaucoup d'un pixel quelconque pour retrouver des valeurs dissemblables. Alors, le variogramme aurait une très grande portée. Par contre, si l'image présente des fortes variations de texture, la valeur d'un pixel quelconque tendra à être dissemblable des valeurs des autres pixels même dans son voisinage immédiat. Ainsi, la portée du variogramme serait courte. En d'autres mots, la portée du variogramme est une indication du pas d'échantillonnage pour le calcul des matrices de cooccurrence nécessaire pour capter la texture des objets de l'image. La Figure 3.1 montre les variogrammes calculés dans quatre directions différentes. Des différences

dans les caractéristiques des variogrammes sont indicateurs d'une certaine directionnalité de la texture.

Comme on peut le constater par la Figure 3.1, aucune des courbes des quatre directions d'échantillonnage n'atteint vraiment de plateau. Ceci est indicateur de la présence des objets avec une certaine variété de textures. On constate que la paire des directions de 90 et de 135 degrés ont des valeurs de semi-variance relativement supérieures à celles de l'autre paire (0 et 45 degrés). Une explication possible peut être donnée. À Beijing il y a une tendance marquée d'une orientation des édifices avec leurs façades alignées Est-Ouest. Comme l'image IRS-1C est prise la matinée avec le soleil dans une direction SE, les ombres des édifices sont projetées dans cette direction. Il s'ensuit donc une alternance plus rapide entre objets ombragés et objets éclairés dans les directions NS (90 degrés) et NO-SE (135 degrés) que dans les deux autres directions. Les courbes semblent fléchir vers le pas d'échantillonnage entre cinq et sept pixels, nous avons choisi de vérifier ces deux distances. Quant à la direction, nous avons décidé de considérer dans un premier temps les quatre directions.

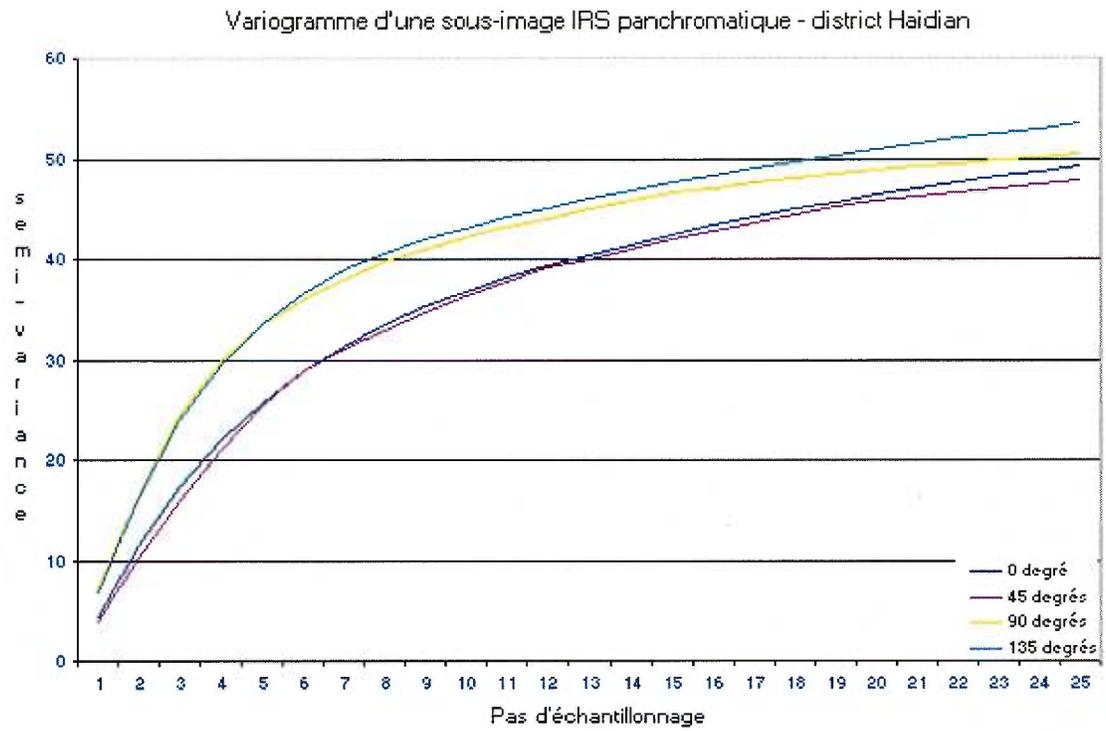
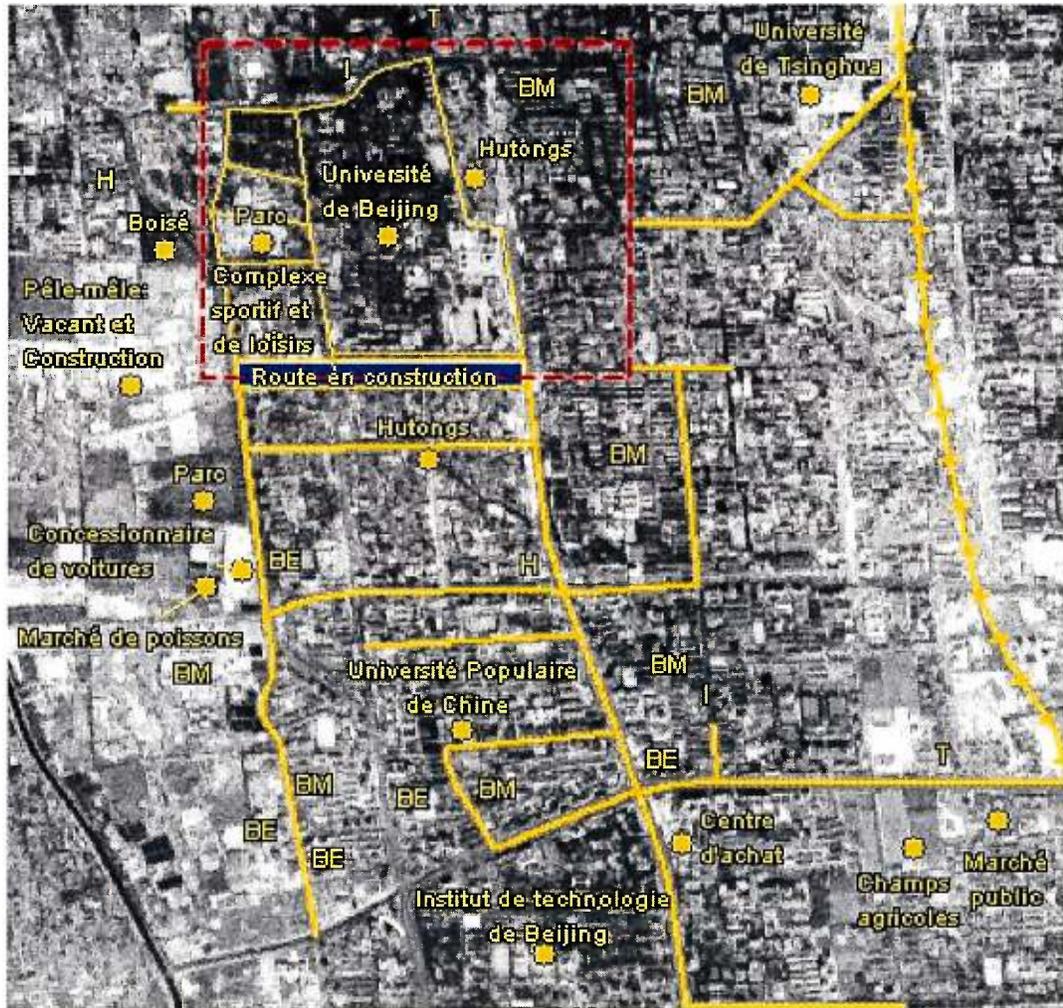


Figure 3.1 : Variogramme pour la sous- image du district de Haidian

Il nous était plutôt difficile de déterminer quelle serait la taille de fenêtre d'analyse idéale pour notre terrain d'étude. La taille dépend en grande partie du pas d'échantillonnage et de l'orientation choisie. Ainsi, si l'on choisit un grand pas d'échantillonnage avec une petite taille de fenêtre, nous obtiendrons un nombre relativement restreint de paires de valeurs et alors une matrice de cooccurrence plutôt peu peuplée. Par exemple, avec une taille de la fenêtre de 11x11, une direction à 45 degrés et un pas de cinq nous aurons  $11 * (11 - (5 - 1)) = 77$  paires possibles. Par contre, un petit pas d'échantillonnage avec une très grande fenêtre risque de créer une matrice avec un grand nombre de paires possibles avec une distribution presque partout uniforme à travers l'image. Nous avons testé et évalué visuellement trois tailles de fenêtre : 15x15, 25x25 et 35x35. Compte tenu des pas choisis précédemment, de cinq et sept pixels, nous avons opté pour une fenêtre d'une dimension de 25 x 25 pixels.

Avec ces pas, divers tests de classification pour différentes combinaisons de paramètres statistiques et de direction d'échantillonnage ont été faits. Se basant sur les connaissances acquises lors de la précédente visite du terrain (section 3.1), nous avons constaté que les résultats de classification étaient passablement similaires pour toutes les directions et nous avons choisi la classification à un pas d'échantillonnage de cinq, dans la direction de 135 degrés avec les canaux de texture de moyenne, d'énergie, d'entropie et de contraste. Nous avons concentré nos efforts de validation sur cette seule classification.



BE Tour d'habitation

BM Bloc appartement moyen

H Hôpital

I Industrie

T Temple

Photographie aérienne

Parcours du terrain

Échelle approximative 1 :30 000



Figure 3.2 : Informations relevées lors de la validation sur le terrain

### **3.3 ÉLABORATION D'UN SYSTÈME DE TAXINOMIE**

Un système de taxinomie doit être établi en fonction des objectifs de cartographie. Dans ce cas-ci, l'intérêt portait sur la cartographie des espaces bâtis. Cependant, les catégories établies et les classes rattachées dépendent de la méthode de cartographie employée. En utilisant une méthode automatisée de classification des pixels, nous réussissons à distinguer les pixels en fonction de leurs valeurs spectrales et texturales, donc à les identifier selon leurs propriétés physiques, mais non pas fonctionnelles. Ainsi, des classifications préliminaires, les cinq classes obtenues (Figure 3.3) ont été identifiées lors du second terrain comme suit : eau et végétation, espaces dénudés et vacants, bâti de haute, de moyenne et de faible densité (sans distinction des fonctions commerciale, industrielle, institutionnelle ou résidentielle).

### **3.4 DÉVELOPPEMENT ET RAFFINEMENT DE LA MÉTHODE DE CLASSIFICATION**

Tel que mentionné auparavant, un pas de cinq pixels avait été utilisé pour les tests préliminaires. Des différences entre la classification test et la réalité terrain nous ont fait comprendre que le pas d'échantillonnage choisi devait être trop grand pour différencier les diverses textures qui caractérisent certaines classes d'occupation du sol (par exemple, l'orientation EO des bâtiments de densité moyenne versus ceux désorganisés des *hutongs*).



*Bâti faible*



*Bâti moyen*



*Bâti élevé*



*Eau et végétation*



*Surfaces dénudées*

---

**Figure 3.3 : Représentation des classes d'occupation du sol à Beijing**

De nouveaux calculs de canaux de texture ont donc été effectués pour des pas de un, de deux et de trois pixels. La dimension de la fenêtre d'analyse a été maintenue comme auparavant à 25x25 pixels. Nous avons aussi décidé de faire les nouveaux calculs pour chacune des directions. La classification non-dirigée a de nouveau été opérée, de même qu'une classification dirigée, utilisant les vérités terrain.

#### **3.4.1 Sites d'entraînement**

Des sites d'entraînement ont été pris en vue de tester le comportement d'une méthode de classification dirigée par *Maximum de Vraisemblance*. Ces sites ont été choisis selon notre connaissance du territoire par nos visites sur le terrain et à partir de notre documentation de référence (photographie aérienne).

#### **3.4.2 Sélection des bandes**

Avec les diverses combinaisons des paramètres de l'analyse de texture, 84 canaux ont été générés (sept paramètres statistiques, pour trois pas d'échantillonnage, en quatre directions, pour une taille de fenêtre d'analyse). Nous avons effectué une sélection de bandes optimales pour réduire la redondance d'information parmi elles. Pour ce faire, trois méthodes ont été utilisées. La première consiste en la mesure de la *séparabilité* des signatures par la mesure de distance de Bhattacharyya (utilisant les sites d'entraînement préalablement échantillonnés). Dans l'ensemble, nous avons obtenu de bonnes

mesures de *séparabilité*, et ce, pour tous les paramètres, pour diverses combinaisons de pas d'échantillonnage et de directions (Tableau 3.1).

	Bâti faible	Bâti moyen	Bâti élevé	Végétation
<i>Bâti moyen</i>	1,81			
<i>Bâti élevé</i>	1,92	1,77		
<i>Végétation</i>	1,97	1,99	1,99	
<i>Surfaces dénudées</i>	1,99	1,98	1,86	1,99

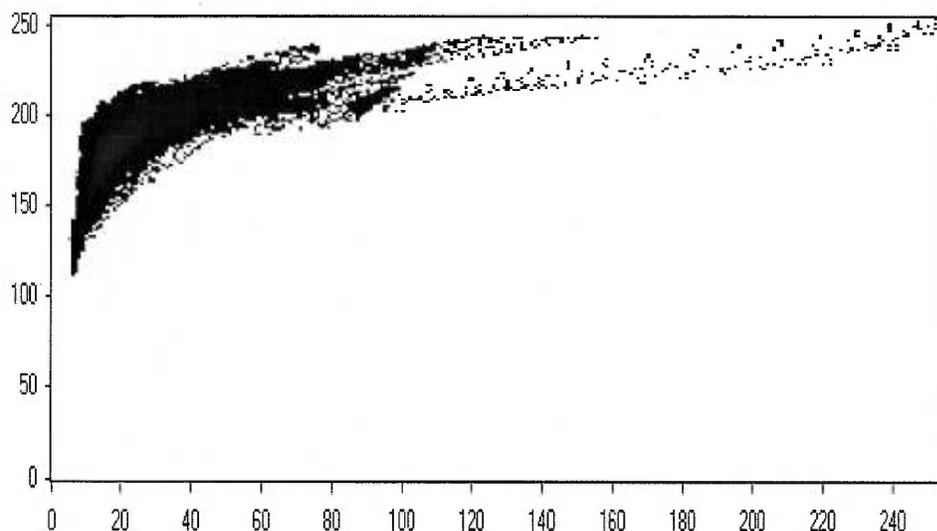
**Tableau 3.1 : Séparabilité des sites d'entraînement pour tous les canaux de texture à un pas d'échantillonnage de un pixel, dans une direction de 45 degrés**

Les meilleures mesures de *séparabilité* des classes d'occupation du sol ont été obtenues lorsque tous les paramètres statistiques étaient considérés.

Nous avons aussi observé les graphiques (Figure 3.4) de l'espace de représentation des valeurs par paire de bandes (« *co-spectral plots* »). Les coefficients de corrélation étaient de moyens à très élevés pour pratiquement l'ensemble des combinaisons, soit de 0,42 à 0,89. Seules les combinaisons avec le canal de la moyenne réussissaient à détenir un coefficient plus bas, de 0,27 à 0,42.

Enfin, nous avons évalué de façon empirique l'apport des canaux de texture, par le biais de classifications. L'analyse visuelle a permis, avec l'appui de données de référence, d'évaluer qualitativement la discrimination des classes. Nous

avons ainsi comparé les résultats de multiples tests de classification de plusieurs des combinaisons possibles à nos données de référence.



**Figure 3.4 : Corrélation entre les bandes (valeurs de niveau de gris) de contraste (abscisse) et d'entropie (ordonnée), pour un pas d'échantillonnage de un et une direction de 45 degrés**

Ainsi, ce sont surtout les méthodes du calcul des mesures de *séparabilité* et la méthode empirique qui nous ont permis de conclure que la combinaison des sept paramètres statistiques calculés avec le pas d'échantillonnage de un pixel dans une orientation de 45 degrés devait être retenue pour les tests ultérieurs. Nous avons noté qu'une direction à 90 degrés n'a pas su discriminer les densités faible et moyenne du bâti comme a su le faire l'analyse de texture avec une direction de 45 degrés, malgré l'orientation NS caractéristique de plusieurs quartiers de Beijing.

### 3.5. ÉVALUATION DES RÉSULTATS

Nous possédons peu de documents fiables sur l'occupation du sol à Beijing pour deux raisons :

- 1) Le système de taxinomie de l'*Atlas de Beijing* (1994) ne correspond pas au nôtre, tel que constaté lors de nos visites terrain. De plus, ses cartes sont désuètes, compte tenu du rythme accéléré du développement, comme nous avons pu l'observer sur le terrain ;
- 2) Il nous a été impossible de mettre la main sur des cartes d'occupation du sol à Beijing, ni d'obtenir d'autre couverture aérienne, outre la photographie aérienne dont il a été question précédemment (Photographie 3.9).

Pour apprécier les résultats des classifications, nous ne possédons que la photo-interprétation de la photographie en question et les informations ponctuelles des visites sur le terrain (photographies et descriptions).

### **3.5.1 Classification dirigée par Maximum de Vraisemblance**

Des sites tests pour chacune des classes d'occupation du sol identifiées avaient été échantillonnés et numérisés lors de l'étape de l'évaluation de la *séparabilité* des signatures des canaux de texture. Ces mêmes sites ont servi comme sites d'entraînement pour la classification dirigée par *Maximum de Vraisemblance*. Cette méthode de classification a été retenue puisqu'elle a déjà été utilisée avec succès pour la classification de canaux de texture (Anys *et al.*, 1998, Karathanassi *et al.*, 2000).

Avec le programme *Image Works*, nous obtenons un rapport de classification lorsqu'une classification dirigée est effectuée. Ce rapport comprend une matrice de confusion, des pourcentages d'exactitude moyen et global, puis le coefficient de Kappa (Tableau 3.2).

#### **La matrice de confusion**

La matrice de confusion nous renseigne sur les proportions des surfaces originales des sites d'entraînement qui ont effectivement été classifiées comme la classe qu'ils devaient représenter. Les pourcentages disposés horizontalement peuvent être définis comme des erreurs d'omission (pixels devant être attribués à une classe, mais assignés à d'autres) et ceux disposés verticalement comme des erreurs de commission (pixels faussement attribués à une classe). Les erreurs les plus importantes sont au sein des sites des classes de la densité du bâti. Les plus remarquables sont les erreurs d'omission de

11,95% et de 8,26% qui auraient dû être attribuées à la *densité élevée du bâti*, mais qui ont été désignées respectivement comme *densité moyenne du bâti* et *surfaces dénudées*.

---

**Matrice de confusion pour les sites d'entraînement**

**Surfaces** **Pourcentage de pixels classifiés par code**

Classe	Code	Nbre de Pixels	1	2	3	4	5
<i>Bâti faible</i>	1	3852	<b>83,70</b>	6,83	6,23	3,25	0,00
<i>Bâti moyen</i>	2	6145	2,93	<b>89,02</b>	5,48	2,38	0,20
<i>Bâti élevé</i>	3	5680	7,02	11,95	<b>69,81</b>	2,96	8,26
<i>Végétation/ eau</i>	4	6651	0,35	1,92	0,03	<b>97,02</b>	0,68
<i>Dénudé</i>	5	1246	0,00	0,00	1,69	0,64	<b>97,67</b>

**Exactitude moyenne** = 87,44 %

**Exactitude globale** = 86,23 %

**Coefficient de Kappa** = 0,82077 *Écart-type* = 0,00290

*Niveau de confiance pour* 99 % : +/- 0,00748

95 % : +/- 0,00569

90 % : +/- 0,00477

---

**Tableau 3.2 : Rapport de la classification par Maximum de Vraisemblance utilisant tous les paramètres de texture à une distance de un pixel et une direction de 45 degrés**

### ***Le pourcentage d'exactitude***

L'exactitude moyenne (87,44) est la moyenne des exactitudes pour chaque classe, alors que l'exactitude globale (86,23) est une moyenne des exactitudes de chaque classe, pondérée par la proportion des pixels des sites tests de cette classe par rapport à l'ensemble des pixels des sites de toutes classes.

### ***Le coefficient de Kappa***

Le coefficient de Kappa est un indice qui varie entre les valeurs de 0 et de 1. Il exprime la réduction en proportion de l'erreur atteinte par un classificateur, en comparaison de l'erreur d'un classificateur totalement aléatoire. Ainsi, un coefficient de 0,82 nous indique que le classificateur a évité près de 82% des erreurs qui auraient été produites par un processus de classification aléatoire.

### ***3.5.2 K-means et Maximum de Vraisemblance***

L'exactitude d'une classification non-dirigée ne peut être évaluée de la même façon qu'une classification dirigée. Aucune contrainte par l'intrant de données terrain n'est imposée, comme c'est le cas pour la classification dirigée. En contrepartie, le classificateur non-dirigé n'utilise aucune connaissance a priori de la réalité terrain et n'est pas en mesure de quantifier son taux de succès.

Ne pouvant obtenir le même type de données pour évaluer la classification non-dirigée, une autre méthode a dû être pensée, afin de pouvoir comparer les

résultats des deux catégories de classification. L'autre méthode fait appel à la photo-interprétation de la photographie aérienne de référence. La photo-interprétation numérisée comprenait d'abord onze classes (voir Tableau 3.3).

<b>Classes</b>	<b>Assignation</b>
<i>Résidentiel</i>	
<i>Faible</i>	Bâti faible
<i>Moyen</i>	Bâti moyen
<i>Élevé</i>	Bâti élevé
<i>Commercial</i>	Bâti f, m ou é*
<i>Industriel</i>	Bâti f, m ou é*
<i>Institutionnel</i>	Bâti f, m ou é*
<i>Végétation dense</i>	Végétation et eau
<i>Végétation non-dense</i>	Végétation et eau
<i>Eau</i>	Végétation et eau
<i>Surfaces dénudées</i>	Surfaces dénudées

\* Classe divisée en bâti faible, moyen et élevé

**Tableau 3.3 : Classes d'occupation du sol utilisées pour la photo-interprétation**

Afin d'être compatibles aux classes du système de classification développé pour Beijing, les classes de la photo-interprétation ont été fusionnées. Ainsi, les classes *Commercial*, *Institutionnel* et *Industriel* ne sont plus considérées de façon fonctionnelle, mais selon la densité du bâti des surfaces qui les composent. Les nouvelles subdivisions ont été jumelées aux classes existantes

de *Résidentiel Faible, Moyen et Élevé*, maintenant appelées *Bâti Faible, Moyen et Élevé*. Pour l'ensemble des superficies de chacune des classes d'occupation du sol identifiées et délimitées sur la photographie, nous avons calculé le pourcentage d'occupation des classes obtenues par les classifications automatiques. Les Tableaux 3.4 et 3.5 rapportent les résultats. Les chiffres en caractère gras représentent la proportion en pourcentage d'une classe correctement classifiée (i.e. dans le Tableau 3.4, 65% de la classe *de densité moyenne du bâti* a été correctement classifié). Les chiffres en italique attirent l'attention sur la confusion entre les classes.

Dans ces deux tableaux, comme pour les résultats du rapport de classification par *Maximum de Vraisemblance*, nous constatons une confusion entre les classes de densité du bâti, mais aussi entre les classes de *densité élevée du bâti*, avec la classe de *surfaces dénudées*. Dans le domaine optique du spectre électromagnétique, les matériaux de ces classes réfléchissent très fortement et l'information sur la texture, extraite du contenu de l'image IRS-1C, n'a pas suffi à la discrimination de ces surfaces, du moins avec les paramètres de texture ici employés.

Les classifications non-dirigée et dirigée sont représentées par les Figures 3.6 et 3.7, alors que la Figure 3.8 affiche quelques exemples des difficultés du classificateur *K-means* à discriminer les différentes densités du bâti (en comparaison avec la photographie aérienne et la classification par *Maximum de Vraisemblance* ou MV). Ces figures sont précédées par la sous-image IRS-1C

du territoire retenue pour l'étude (Figure 3.5). Le réseau routier y est représenté par les lignes rouges, afin de mieux visualiser la trame urbaine.

	<b>Bâti Faible</b>	<b>Bâti Moyen</b>	<b>Bâti Élevé</b>	<b>Végétation</b>	<b>Surfaces dénudées</b>
<b><i>Faible</i></b>	<b>0,28</b>	0,27	0,25	0,18	0,02
<b><i>Moyen</i></b>	0,09	<b>0,59</b>	0,14	0,14	0,03
<b><i>Élevé</i></b>	0,22	0,26	<b>0,44</b>	0,04	0,04
<b><i>Végétation</i></b>	0,05	0,20	0,06	<b>0,65</b>	0,04
<b><i>Surfaces dénudées</i></b>	0,02	0,05	0,42	0,08	<b>0,43</b>

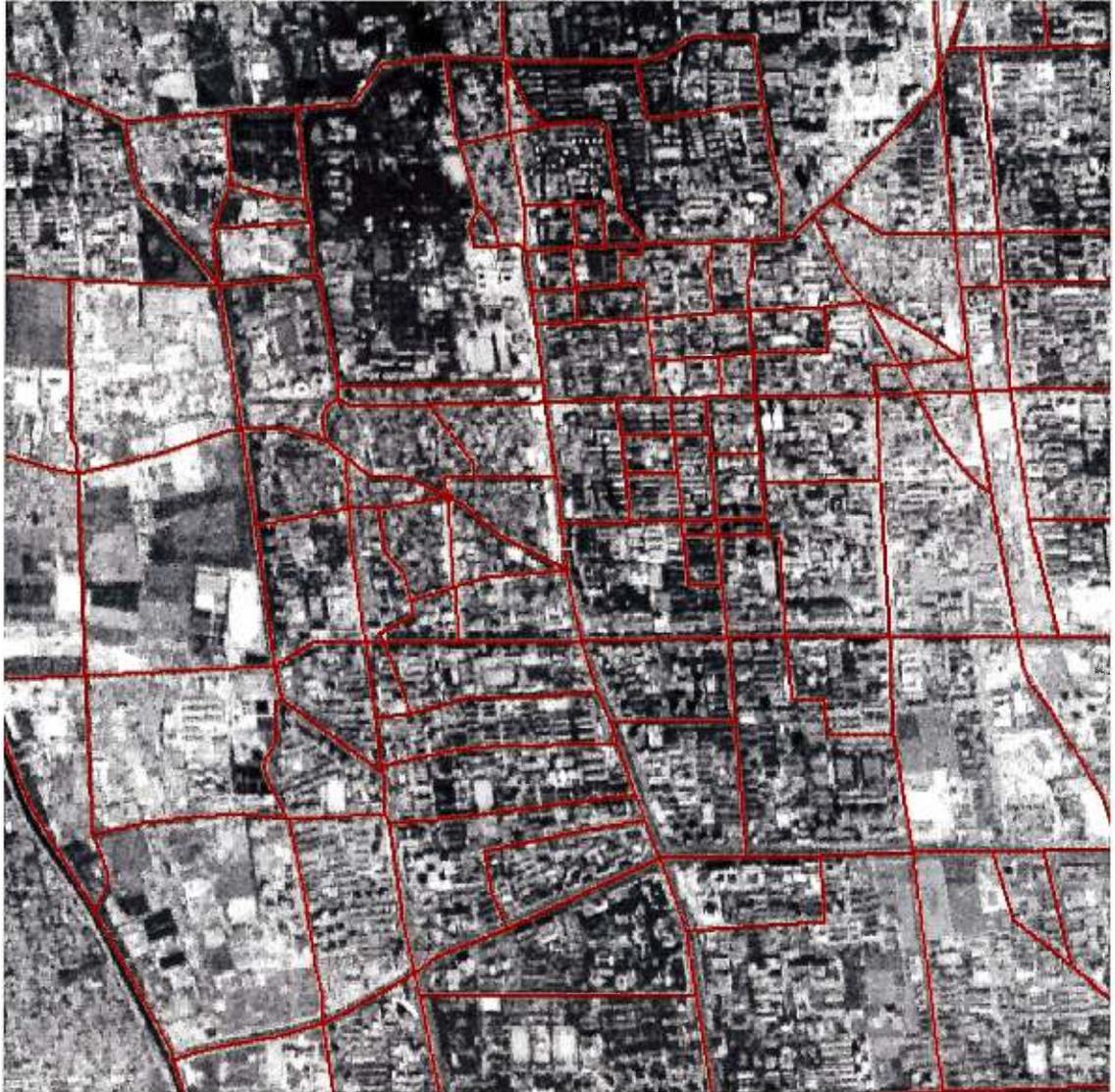
**Tableau 3.4 : Résultats de la classification dirigée par Maximum de Vraisemblance**

	<b>Bâti Faible</b>	<b>Bâti Moyen</b>	<b>Bâti Élevé</b>	<b>Végétation</b>
<b><i>Faible</i></b>	<b>0,35</b>	0,31	0,12	0,22
<b><i>Moyen</i></b>	0,21	<b>0,47</b>	0,12	0,20
<b><i>Élevé</i></b>	0,31	0,36	<b>0,26</b>	0,06
<b><i>Végétation</i></b>	0,24	0,12	0,03	<b>0,61</b>
<b><i>Surfaces dénudées*</i></b>	0,25	0,32	0,37	0,06

\* Lorsque tous les paramètres de texture servent d'intrants à la classification *K-means*, la classe *surfaces dénudées* ne se distingue plus de celle du *bâti élevé*.

**Tableau 3.5 : Résultats de la classification non-dirigée K-means**

Les diverses textures caractérisant chacune des occupations du sol pouvant n'être discernables qu'à des pas d'échantillonnage différents, nous avons décidé d'utiliser des masques. Ceux-ci devaient nous aider à tenter un raffinement de classification afin de tester le comportement des pas d'échantillonnage variés et des diverses directions qui pourraient être mieux adaptées à la discrimination les classes où la confusion demeure présente.

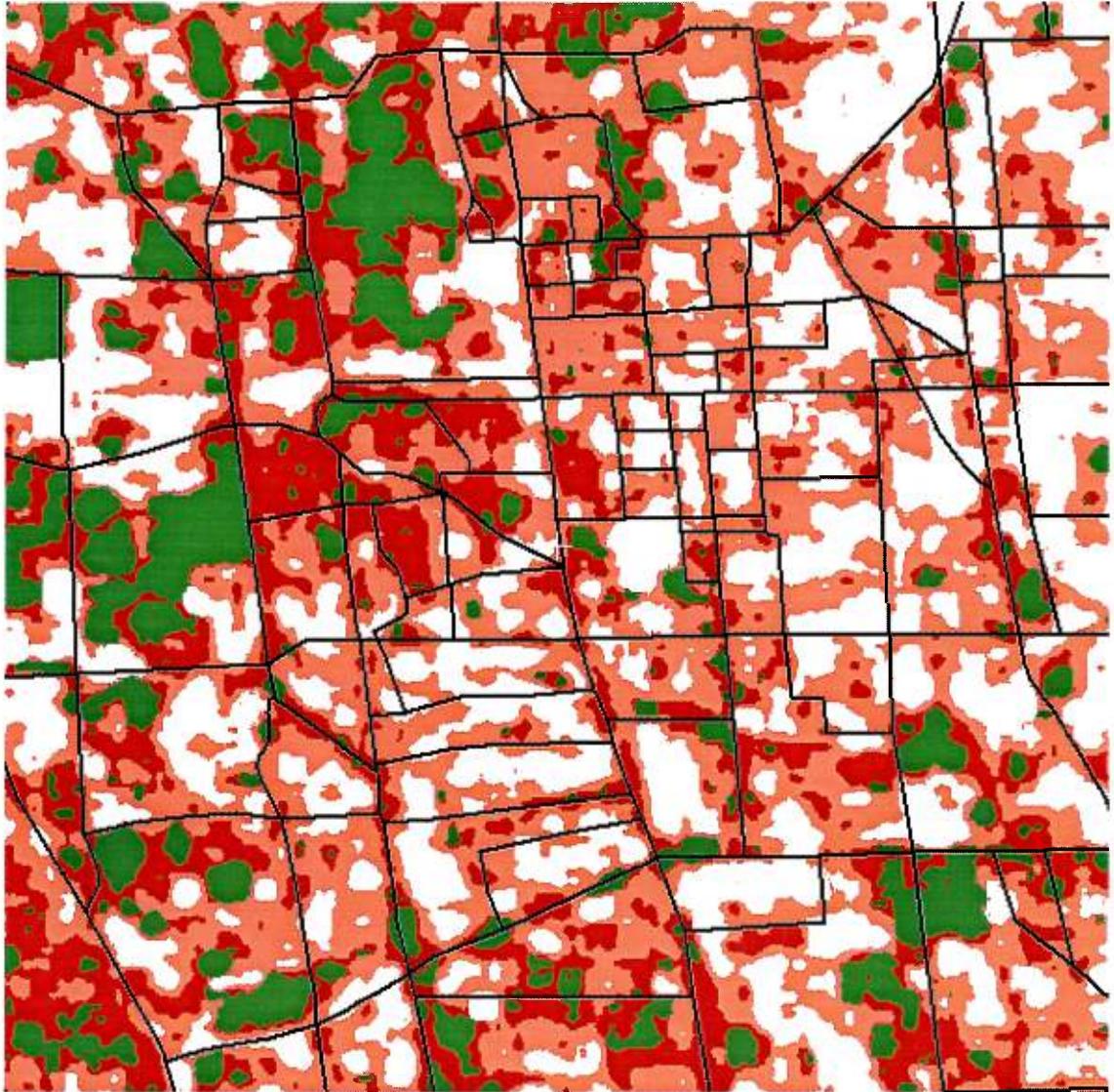


Échelle approximative 1 :30 000



Source : Réseau routier numérisé de l'*Atlas de Beijing*, 1994 et complété par télé-interprétation de l'image IRS-1C

**Figure 3.5 : Sous-image de la scène IRS-1C exploitée pour le projet**

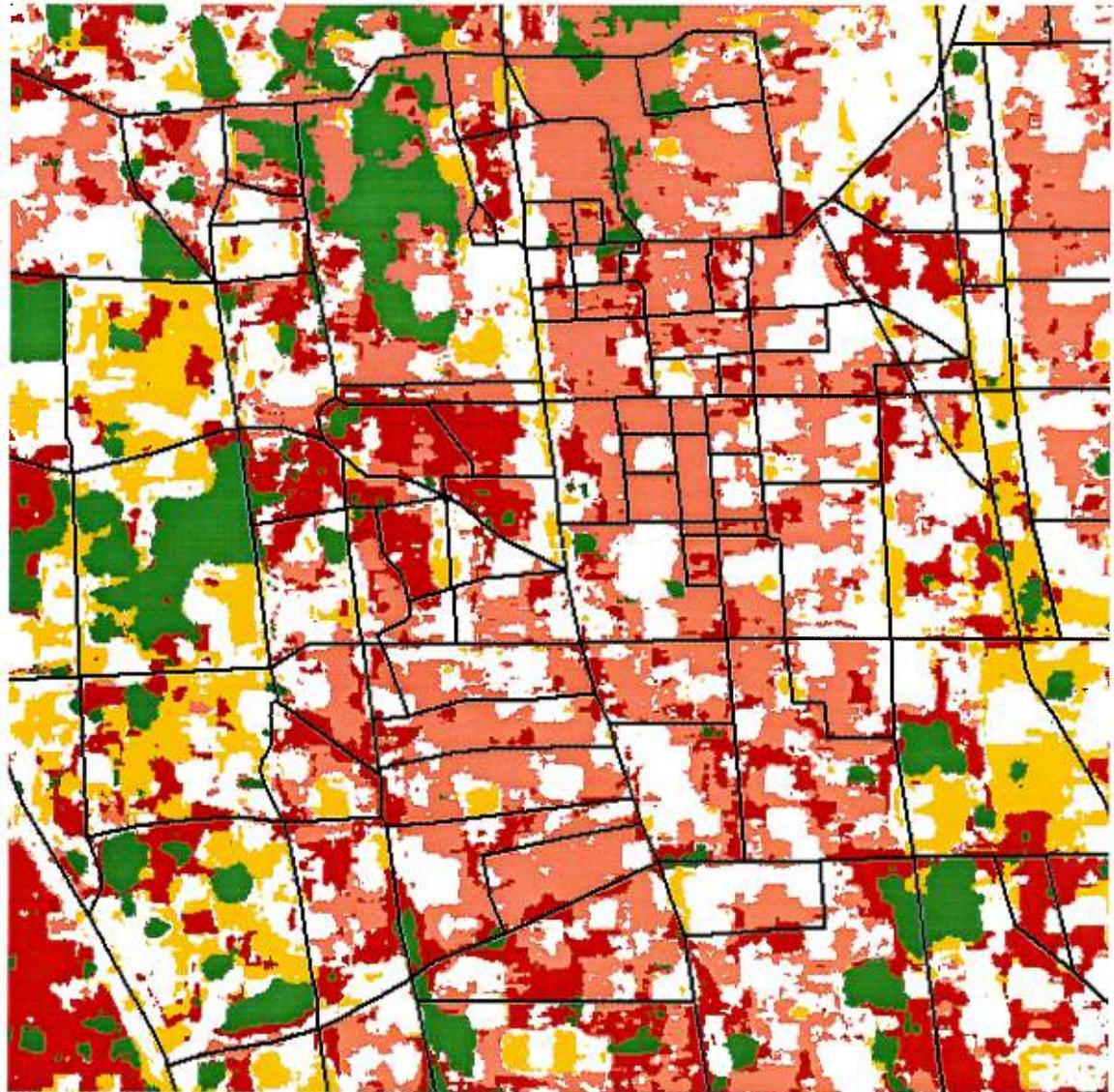


Échelle approximative 1 :30 000



-  *Végétation et eau*
-  *Densité faible du bâti*
-  *Densité moyenne du bâti*
-  *Densité élevée du bâti*
-  *Réseau routier*

**Figure 3.6 : Classification K-means**

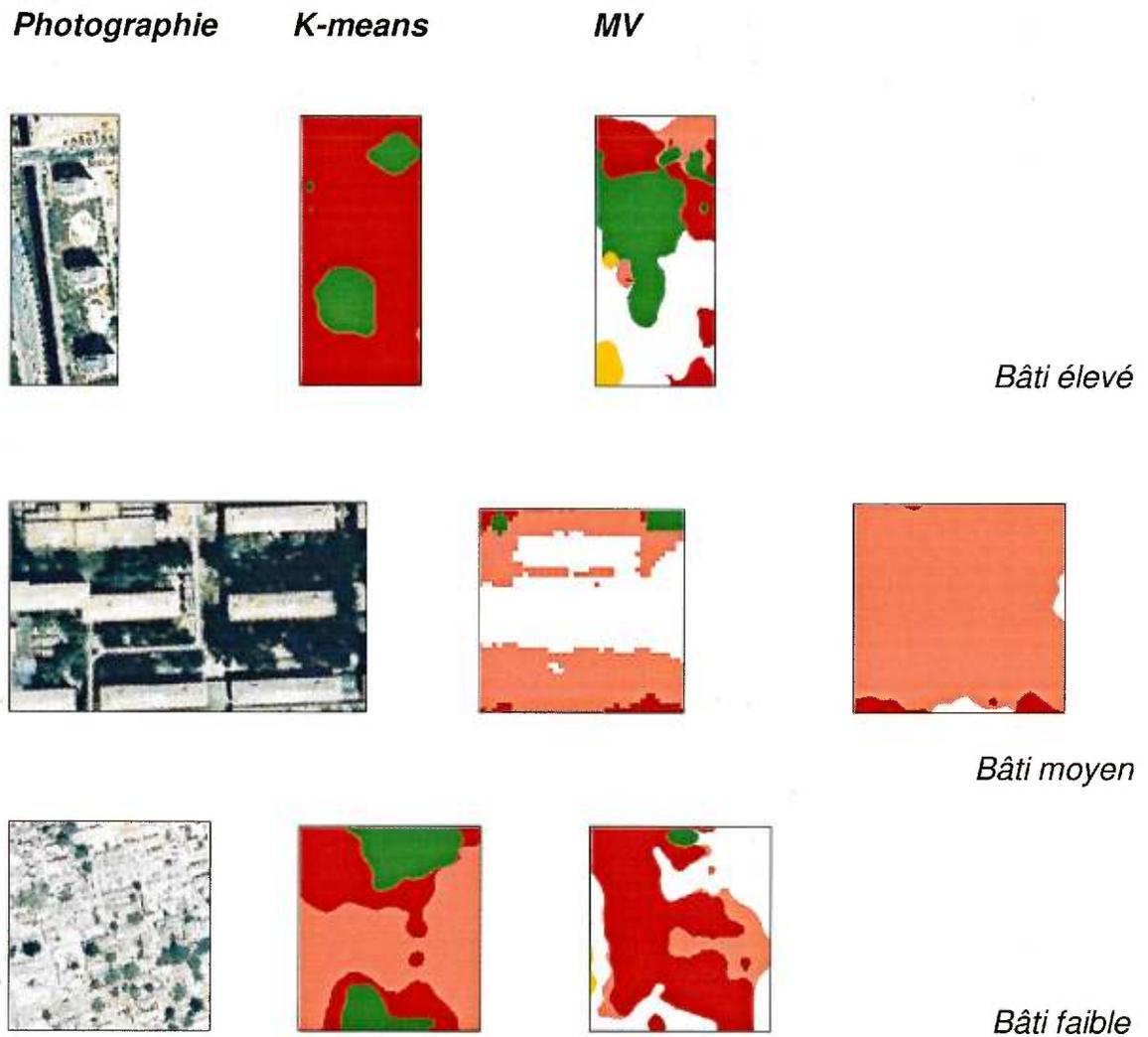


Échelle approximative 1 :30 000



-  *Surface dénudée*
-  *Végétation et eau*
-  *Densité faible du bâti*
-  *Densité moyenne du bâti*
-  *Densité élevée du bâti*
-  *Réseau routier*

**Figure 3.7: Classification par Maximum de Vraisemblance (MV)**



**Figure 3.8 : Exemples des difficultés du classificateur K-means à discriminer les densités du bâti**

### **3.5.3 Raffinement de la classification sous masques**

Ces nouveaux masques ont été créés à même les canaux de texture, par seuillage. Trois grandes catégories de valeurs ont été déterminées par cette méthode. Des canaux de texture, nous avons choisi celui du contraste de façon arbitraire. Les valeurs faibles du canal du contraste correspondent à la classe de *l'eau et de la végétation* (peu de contraste), celles moyennes aux *densités du bâti moyenne et faible*, alors que celles élevées sont associées aux *surfaces dénudées*, ainsi qu'à la *densité élevée du bâti* (contraste plus marqué). Les tests de classification sous les masques ne sont par contre pas concluants. Aucune combinaison des pas (un, trois, cinq et sept qui ont été testés) et des directions (horizontale, verticale et deux diagonales) n'a permis une meilleure discrimination des classes où il y avait confusion.

## **3.6 INTÉGRATION DE L'IMAGE RADAR**

Des canaux de texture ont été générés pour l'image radar, dans une fenêtre de 25x25, pour des pas d'échantillonnage de un, deux et de trois pixels, pixels, dans les quatre directions, pour les sept paramètres statistiques. Alors que l'image IRS-1C panchromatique nous fournit des informations sur les matériaux, l'image radar nous renseigne sur la rugosité de surface (Figure 3.9 et 3.10). La Figure 3.9 fait état des classes principales résultant d'essais de classification non-dirigée et de seuillage des canaux de texture de l'image radar, en relation

avec les classes d'occupation du sol obtenues par classification de l'image IRS-1C.

<b>RADARSAT-1</b>		<b>IRS-1C</b>
<i>Classes de rugosité principales</i>		<i>Classes d'occupation du sol</i>
Faible	➤	Végétation et eau
	➤	Surfaces dénudées
Moyenne	➤	Densité faible du bâti
	➤	Densité moyenne du bâti
Élevée	➤	Densité élevée du bâti

**Figure 3.9 : Correspondance des classes obtenues par les images RADARSAT-1 et IRS-1C**

Notre première constatation est que nous réussissons à discriminer la *densité élevée du bâti* des autres classes avec lesquelles il y avait confusion : *densité faible* et *moyenne du bâti*, et surtout, celle des *surfaces dénudées* qui se fondait à la *densité élevée du bâti* (lors des classifications automatiques de l'image IRS-1C). Deuxièmement, les classes de *densité faible* et *moyenne du bâti* sont pratiquement indiscernables. Enfin, les *surfaces dénudées*, ainsi que la *végétation et l'eau*, qui se distinguent bien par leurs valeurs de niveaux de gris dans l'image IRS-1C, se retrouvent confondues dans l'image radar, étant donné la faible rugosité de surface qui caractérise ces types de surfaces. Des nouveaux tests de classification effectués et en observant les résultats de tests

de seuillage, nous avons convenu qu'un pas de deux et une direction de 90 degrés étaient les paramètres les plus discriminants pour les classes obtenues par RADARSAT-1 (voir les quelques exemples de canaux de texture générés pour l'image IRS et l'image radar Figure 3.11). Une stratégie en quatre étapes pour la discrimination des cinq classes de notre système de taxinomie a alors été élaborée :

- 1) Faire un masque des classes de *densité du bâti moyenne et faible* de la classification dirigée par *Maximum de Vraisemblance* de l'image IRS-1C ;
- 2) Opérer une classification non-dirigée *K-means* sur l'image RADARSAT-1 en dehors du masque créé précédemment pour obtenir les nouvelles classes de rugosité ;
- 3) Isoler les classes de rugosité élevée associées à la classe de *densité élevée du bâti* ;
- 4) Discriminer les classes de *surfaces dénudées* et de *végétation et eau* par le seuillage, sous le masque des classes de rugosité faible, des valeurs de niveau de gris de l'image IRS-1C.

Par le seuillage des valeurs de niveau de gris de l'image IRS-1C, on peut discriminer une sixième classe, celle de l'eau. Cependant, une bonne partie des canaux et autres plans d'eau n'ont pu être discriminés de la végétation. Cette confusion peut être attribuée à la présence importante de végétation aquatique à la surface des plans d'eau (Photographie 3.10).



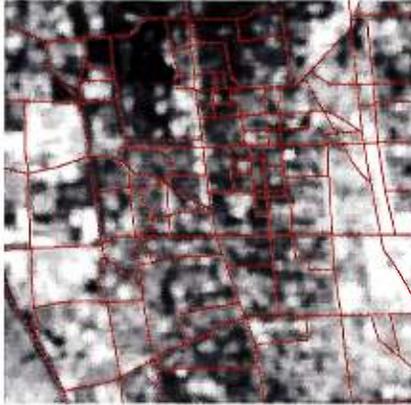
Échelle approximative 1 :30 000



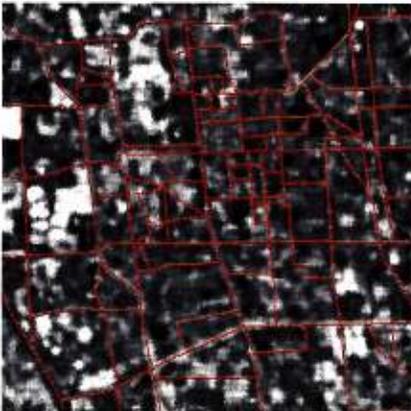
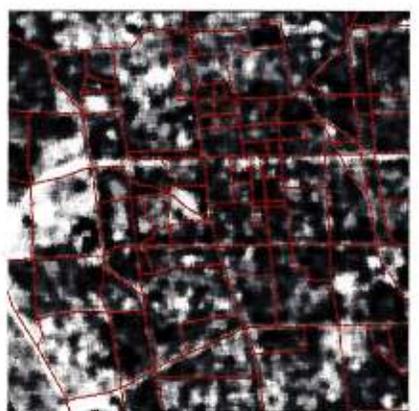
Source : Réseau routier numérisé de l'*Atlas de Beijing* (1994) et complété par télé-interprétation de l'image IRS-1C

**Figure 3.10 : Sous-image de la scène RADARSAT-1 intégrée au processus de classification de l'image IRS-1C**

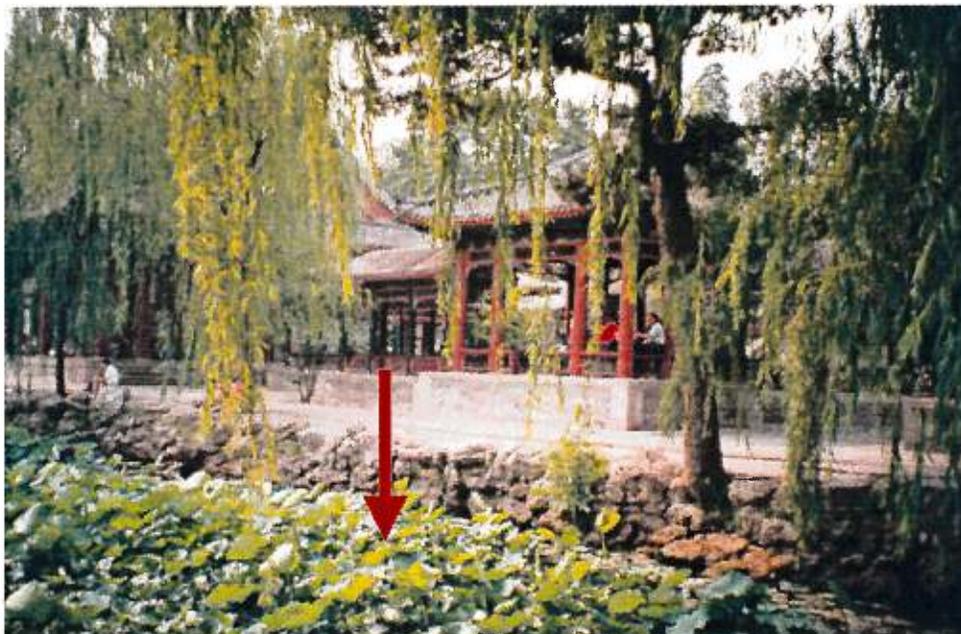
IRS-1C

*Moyenne*

RADARSAT-1

*Moyenne**Contraste**Contraste**Énergie**Énergie*

**Figure 3.11 : Exemples des canaux de texture créés pour les images IRS-1C et RADARSAT-1**



**Photographie 3.10 : Présence de végétation sur les plans d'eau**

Nous obtenons, pour cette nouvelle classification, un tableau comparatif (Tableau 3.6) des résultats de classification.

	<b>Bâti Faible</b>	<b>Bâti Moyen</b>	<b>Bâti Élevé</b>	<b>Végétation</b>	<b>Surfaces dénudées</b>
<b>Faible</b>	<b>0,28</b>	0,27	0,25	0,18	0,02
<b>Moyen</b>	0,09	<b>0,59</b>	0,14	0,14	0,03
<b>Élevé</b>	0,18	0,27	<b>0,47</b>	0,06	0,01
<b>Végétation</b>	0,05	0,20	0,10	<b>0,65</b>	0,00
<b>Surfaces dénudées</b>	0,02	0,05	0,29	0,37	<b>0,27</b>

**Tableau 3.6 : Résultats de la classification intégrant l'image RADARSAT-1, sans la classe eau, par rapport aux résultats de la photo-interprétation**

Tandis que la classe de *densité élevée du bâti* est mieux discriminée et obtient un pourcentage de classification supérieur à la classification dirigée, la classe

de *surfaces dénudées* obtient un résultat inférieur, alors que la classe de *végétation et eau* se maintient. Si l'on compare visuellement le résultat des deux classifications (la classification finale est représentée à la Figure 3.12), à partir des imageries de la Figure 3.13, on constate que si parfois les résultats sont comparables, que la classification finale présente une meilleure discrimination des *surfaces dénudées* de la *densité élevée du bâti* (voir les imageries de la *Végétation courte* et *Surface dénudée d'un parc*<sup>6</sup>) et une meilleure définition des surfaces (*Surface dénudée d'un terrain sportif*<sup>7</sup>). On constate que les résultats quantitatifs obtenus en évaluant la classification finale avec la photo-interprétation rendent difficilement compte des succès de discrimination des classes ici obtenues (Tableau 3.6). Il est à noter que bien qu'il y ait des changements temporels entre les dates d'acquisition des images et de la photographie, ceci n'influence en rien les résultats du Tableau 3.6, puisque les surfaces dont l'occupation du sol avait été modifiée dans le temps ont été retranchées de la photo-interprétation, donc non incluses dans le calcul d'exactitude de la classification. Il en reste qu'en dehors du territoire couvert par la photographie aérienne, des changements temporels ont été observés entre les informations contenues sur la scène IRS-1C et celles contenues dans l'image radar, nous démontrant une fois de plus la grande rapidité de l'évolution urbaine de Beijing.

---

<sup>6</sup> Les imageries de la *Surface dénudée d'un parc* sont au nombre de quatre plutôt que de trois, puisque celle en noir et blanc est issue de l'image IRS-1C et démontre le changement temporel entre les dates de la prise de la photographie et de l'acquisition de l'image.

<sup>7</sup> Les imageries ne portent pas les noms des classes d'occupation du sol standards employés partout ailleurs dans le mémoire, mais décrivent davantage l'occupation ou l'utilisation observée.

## CHAPITRE 4

### *DISCUSSION*

---

Dans ce chapitre, nous essaierons de dégager les perspectives d'une application de la méthodologie proposée dans l'ensemble du territoire de Beijing et ce, à la lumière des difficultés rencontrées pour la réalisation de ce projet et les résultats obtenus. Outre les limites de la démarche qui seront discutées, il sera aussi question des possibilités d'utiliser les résultats de la cartographie détaillée en milieu urbain en vue d'établir une carte d'indice de consommation en eau ; une information centrale pour le projet *Environnement*.

#### **4.1 L'IMAGERIE UTILISÉE**

Les différentes analyses et tests de validation démontrent que l'imagerie panchromatique IRS-1C, malgré sa résolution spatiale élevée, n'arrive pas à bien restituer les contrastes et les arêtes entre les objets qui composent le paysage urbain de Beijing. Ceci est attribuable à la nature même de la partie du spectre couverte par cette image panchromatique (0,5 à 0,75  $\mu\text{m}$ ) mais, selon nous, le principal handicap est la faible résolution radiométrique (64 niveaux de gris) de l'image. Ceci a des répercussions directes pour la discrimination (que

ce soit par la teinte ou la texture) des classes d'occupation du sol, telles que les espaces ouverts de végétation et de l'eau ou encore, pour discerner le réseau routier de façon fiable. La discrimination des autres classes est fonction de l'apparition des patterns caractéristiques (comme la faible densité du bâti caractérisée par les quartiers de *hutongs*, en comparaison aux bâtiments de densité moyenne). Ces patterns peuvent être captés par les analyses de texture. Cependant, lorsqu'il n'y a pas d'uniformité dans le pattern (îlots mixtes plurifonctionnels, bâtiments isolés) la texture n'est plus efficace.

Pour sa part, l'imagerie RADARSAT-1 contient des informations radiométriques intéressantes dans le cas des cibles relativement isolées, avec un retour de signal élevé. Pour les autres types d'occupation du sol, l'élément clé est la rugosité de surface.

Dans ce sens, les deux types d'imagerie se complètent, permettant ainsi une meilleure discrimination des classes de densité du bâti et des espaces ouverts. Notre approche, malgré les limitations dont il sera question par après, a permis d'exploiter cette complémentarité du contenu informationnel de ces deux types d'imageries.

## 4.2 LE SYSTÈME DE TAXINOMIE

Notre hypothèse de départ à l'effet qu'on puisse atteindre tout au moins le niveau II d'Anderson ne s'est pas vérifiée par notre expérimentation. À part les limitations inhérentes des images, tel qu'expliqué plus haut, il y a un problème fondamental que l'on rencontre moins souvent dans un contexte nord-américain. De façon générale : a) vu du haut des airs, l'apparence physique des différentes classes, à cette résolution spatiale, n'est pas indicatrice de la fonction ; b) le zonage des fonctions urbaines caractéristiques des milieux urbains nord-américains n'est pas présent. Il y a plutôt un enchevêtrement des fonctions parfois complexe, vu les principes urbanistiques de l'époque maoïste (soit les unités de travail). Ainsi, même l'interprétation visuelle des photographies aériennes, comme celle employée dans cette étude, devient un exercice difficile.

Les nouvelles classes établies reflètent mieux le contenu des images. Certaines, comme les *densités moyenne et élevée du bâti* peuvent être davantage subdivisées en employant des critères de morphologie des bâtiments. Ainsi, aussitôt les classes fondamentales obtenues, telles que proposées ici, nous pouvons imaginer des algorithmes qui chercheraient à délimiter les bâtiments individuels à l'intérieur d'un polygone d'une classe donnée. Leur localisation pourrait être facilitée par l'imagerie radar tandis que leurs caractéristiques géométriques seraient extraites par l'analyse de l'imagerie panchromatique. Cette subdivision pourrait apporter davantage d'informations sur la fonction des bâtiments et ainsi rapprocher la carte thématique produite

vers une carte thématique telle qu'employée par les urbanistes et les aménagistes. Le temps restreint d'une maîtrise et la complexité de la tâche de programmation de tels algorithmes encore inexistantes dans les logiciels d'analyse d'image tels que Easi/ Pace de PCI nous ont empêché de valider ces idées. Toutefois, avant d'arriver à cette approche, et comme nous l'avons démontré par nos résultats, il y a encore matière à amélioration de la procédure de discrimination des cinq classes d'occupation du sol. Ce que nous discuterons à la section suivante.

#### **4.3 LA PROCÉDURE DE CLASSIFICATION**

Cette expérimentation nous a démontré que les analyses de texture avec des paramètres fixes ne sont pas également efficaces pour l'ensemble des classes. Il y a donc matière à approfondir cette question, à savoir : comment peut-on ajuster les paramètres en fonction du contenu locale des images? Une analyse du variogramme à l'intérieur de plus d'une sous-image représentative des diverses classes d'occupation du sol de l'image pourrait être une idée préalable à l'application du calcul des matrices de cooccurrence. Bien entendu, ceci augmenterait le temps de calcul dans un premier temps mais permettrait ensuite de réduire la durée des manipulations, en évitant la multiplication des tests d'essais et d'erreur, menant à la conclusion sur la meilleure combinaison de paramètres possible. Une autre amélioration serait de travailler au niveau des îlots, plutôt qu'à celui du pixel, ce qui nécessite cependant la définition du

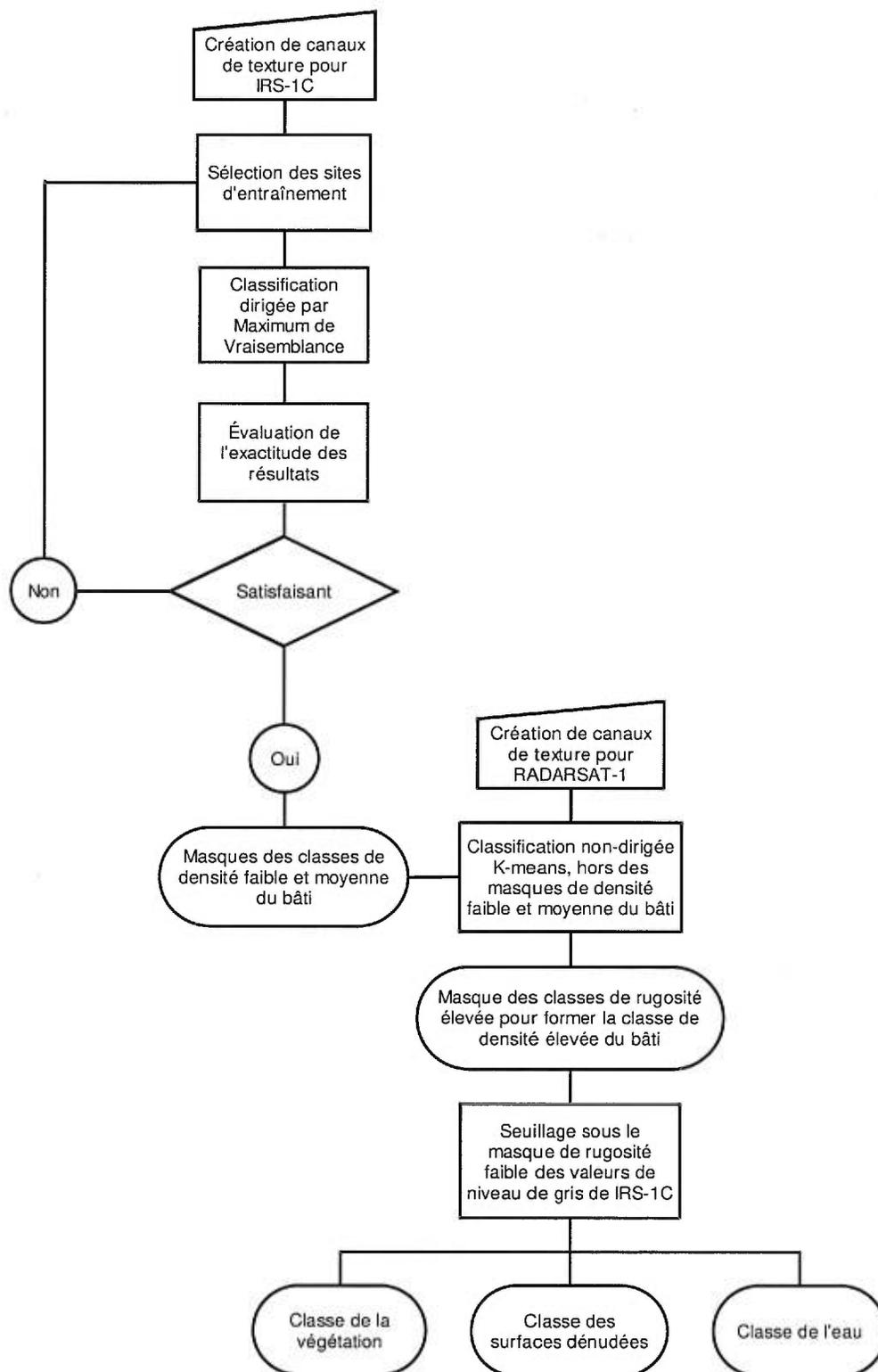
réseau routier par des sources externes, puisque les images employées ici n'offrent pas beaucoup d'informations pour la discrimination des routes.

#### **4.4 POSSIBILITÉS D'APPLICATION**

Le secteur choisi est assez représentatif des quartiers à l'extérieur du centre de la ville de Beijing. Les types de classes choisies et les résultats obtenus pour le secteur restreint du district de Haidian montrent qu'en principe, n'importe quel autre secteur périphérique du centre ville pourrait être cartographié selon la même procédure. La méthodologie développée aurait l'avantage, avec les paramètres optimaux connus, d'être faible consommatrice de temps. Cet aspect est particulièrement intéressant pour les intervenants urbains du milieu dynamique de la municipalité de Beijing, pour qui la répétitivité de l'exercice pourrait permettre un suivi plus adéquat des changements temporels de l'occupation du sol. On peut aussi penser, que les milieux urbains similaires à Beijing, pourront bénéficier de l'application de cette même méthode de cartographie. Pour une cartographie adéquate de l'occupation du sol en milieu urbain à l'aide d'images de haute résolution et utilisant l'analyse de texture, les particularités morphologiques du tissu urbain doivent être prises en compte. Autrement dit, les paramètres devant entrer dans le processus de l'analyse de texture devraient être recalculés et réévalués afin de s'assurer d'une utilisation optimale de la procédure, selon les caractéristiques urbaines propres au nouveau milieu étudié (voir section 3.2.1). Sachant que plusieurs des villes

asiatiques ont un tissu urbain très dense, on peut s'attendre à ce que les pas d'échantillonnage soient aussi rapprochés que ceux utilisés dans le cadre de cette étude. Par contre, alors que Beijing se caractérise par l'orientation NS et EO de ses axes routiers et de ses bâtiments, il risque d'en être autrement pour d'autres villes. Ainsi, la méthode développée ici pourrait être employée pour tout milieu urbain, qu'il se trouve en pays développé ou sous développé, à condition d'en adapter les paramètres.

La Figure 4.1 expose la méthodologie finale proposée pour la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images de haute résolution spatiale. Elle reprend la méthodologie initialement proposée au chapitre 2. Elle a été modifiée selon les ajustements que nous avons dû apporter au cours de notre expérimentation. Aussi, la méthodologie finale fait abstraction de l'étape de l'élaboration d'un système de taxinomie qui était une problématique propre à ce projet. La méthode a donc été généralisée afin d'être adaptée à d'autres milieux urbains.



**Figure 4.1 : Démarche proposée pour la cartographie de l'occupation du sol à partir d'images de haute résolution spatiale**

#### 4.5 POSSIBILITÉS D'APPLICATION POUR LA GESTION DE L'EAU

Nos recherches bibliographiques nous ont montré que plusieurs informations sont nécessaires pour effectuer une transformation de la carte d'occupation du sol en carte d'indice de consommation en eau. Cependant, les études dans ce domaine sont encore embryonnaires. Nous citons ici une étude représentative qui a été menée par l'Université Brown, au Centre d'études environnementales (*Center for environmental studies*). Une équipe de recherche a calculé la consommation en eau par catégorie de classe d'occupation du sol pour le sous-bassin de la rivière Queens. Les classes suivantes ont été employées : résidentiel, agricole, espaces de récréation, institutionnel, commercial et industriel, et autres, ce qui correspond au niveau II du système d'Anderson. La consommation en eau par classe a été calculée et estimée à partir de sources variées tel que montré au Tableau 4.1<sup>8</sup>. Il est ainsi possible d'envisager, selon la formulation donnée, de traduire la carte d'occupation du sol en carte d'indice. Comme nous pouvons l'observer, la précision est surtout présente pour le milieu résidentiel, en comparaison aux autres catégories d'occupation du sol. Dans notre cas, le système de taxinomie ne permet un tel niveau de détails au sein des classes de densité du bâti, qui incluent et les milieux résidentiels, et ceux commerciaux, industriels et institutionnels. Par contre, si l'on pouvait atteindre un niveau supérieur de détail en traduisant les densités faible et moyenne en

---

<sup>8</sup> Le tableau 4.1. indique les étapes de calcul de la consommation en eau, de même que la source des données employées (elles sont numérotées). Le calcul final de la consommation en eau par catégorie est indiqué par une flèche.

classes résidentielles, il pourrait alors être possible d'évaluer la consommation en eau des quartiers de *hutongs*, comparativement aux quartiers de densité moyenne (rangées de bâtiments de quatre à six étages) par exemple. Il serait donc pertinent de poursuivre la recherche en tentant d'améliorer la discrimination des utilisations urbaines à l'intérieur des classes de densité du bâti et y intégrer les résultats des autres équipes du projet (notamment ceux de « L'offre et de la demande en eau ») qui combleraient les lacunes en informations pour la transformation de la carte d'occupation du sol existante en une carte d'indice de consommation en eau.

---

*Résidentiel :*

- 1) Calcul du nombre de personnes par ménage;
- 2) Estimation de la consommation en eau par jour par personne;
- 3) Estimation de la taille d'un lot en acres par catégorie de logement;
- 4) Calcul du nombre de lots par catégorie de logement
- 5) Évaluation de la consommation totale en eau:
  - Résultat étape 4 \* Résultat étape 1\* Résultat étape 2

*Agriculture :*

- 1) Simplification des classes en une (gazon)
- 2) Moyenne des valeurs minimum et des valeurs maximum
  - Écart de consommation : *valeur minimum* - *valeur maximum*

*Récréation :*

- 1) Basé sur les données des terrains de golf
  - Idem à l'agriculture

*Institutionnel :*

- Données du USGS

*Commercial et industriel :*

- Aucune donnée; Omission

*Autres :* ➤ Aucune donnée, peu étudié; Omission

---

**Tableau 4.1 : Calculs et sources d'information pour l'occupation du sol de Queens**

## **CONCLUSION**

---

Cette recherche avait pour but principal l'élaboration d'une méthode de cartographie détaillée de l'occupation du sol par imagerie satellite en milieu urbain dense est-asiatique et plus particulièrement à Beijing-Tianjin, lieu d'étude du G3X4. Pour ce faire, et en suivant les recommandations des études précédentes, nous avons choisi les images avec une haute résolution spatiale qui étaient disponibles : panchromatique de IRS-1C et radar de RADARSAT-1. Pour pallier la pauvreté de l'information spectrale de ces deux types d'imagerie, nous avons introduit la texture comme élément discriminant. Nous avons établi cependant que le milieu et les images ne pouvaient nous mener que difficilement à une carte où les thèmes seraient spécifiés en fonction des utilisations du sol. Les classes font donc appel à la notion de la densité du bâti. Bien qu'il y ait matière à l'amélioration des techniques de classification afin d'atteindre un niveau supérieur de détail de l'utilisation du sol, les résultats obtenus nous permettent de conclure que c'est en mettant en synergie les deux imageries que nous pouvons atteindre un taux acceptable d'exactitude.

L'amélioration de la technique peut se traduire par davantage d'analyses de variogrammes pour les diverses occupations du sol en préalable au calcul des

matrices de cooccurrence, plutôt que de passer par une méthode d'apprentissage par les essais et erreurs.

Au niveau de l'imagerie optique, il serait intéressant d'étudier comment l'analyse de texture se comporterait avec les richesses spatiale et spectrale encore plus importantes des images du satellite IKONOS (1 m en mode panchromatique, 4 m en mode multispectrale et une résolution radiométrique de 11 bits) ou encore de la précision à 3 m du futur satellite RADARSAT-2<sup>9</sup>. Il faut cependant se rappeler que plus l'imagerie satellitale se rapproche de la précision de la photographie aérienne, plus on retourne aux problèmes liés à l'utilisation de cette dernière (comme la faible superficie couverte et les coûts d'acquisition importants). Ainsi, la future imagerie de SPOT-5<sup>10</sup>, dont la résolution spatiale en mode panchromatique atteindra celle de IRS (5 m et même 2.5 m), combinée aux bandes multispectrales de 10 m, pourrait être davantage appropriée, notamment en raison de la plus grande superficie de territoire qui serait couverte (60 km par 60 km) et à moins de frais en comparaison aux images du satellite IKONOS.

Avec plus de disponibilité de données, nous pourrions introduire des éléments externes comme une carte du réseau routier. Ou encore, avec plus de temps, nous pourrions explorer le développement d'un algorithme permettant la délimitation des bâtiments individuels à l'intérieur de polygones de classes

---

<sup>9</sup> [Http://www.ccrs.nrcan.gc.ca](http://www.ccrs.nrcan.gc.ca)

fondamentales données (avec l'imagerie radar), puis en fonction de critères de morphologie des bâtiments (imagerie optique). Cette information détaillée sur la fonction des bâtiments permettrait un rapprochement de la carte produite vers une carte thématique plus adaptée aux besoins des planificateurs urbains et pouvant finalement nous mener à la traduction d'une carte de l'occupation du sol en carte d'indices.

Enfin, compte tenu de la représentativité du secteur d'étude choisi, des classes employées, de la possibilité de combiner les types d'imageries complémentaires aux méthodes standards de classification et à l'analyse de texture, nous croyons que la méthode développée par nos recherches peut être facilement étendue à l'ensemble du territoire de Beijing-Tianjin. Il s'agit d'une méthode simple et nécessitant peu de données, qui constitue un avantage considérable pour l'étude des milieux urbains dont la situation, concernant la pauvreté en terme de disponibilité des données de base, est similaire à celle de la municipalité de Beijing.

---

<sup>10</sup> [Http://www .Spotimage.fr](http://www.Spotimage.fr)

## **RÉFÉRENCES**

---

ALWASHE, M. A., JUTZ, S., ZILGER, J. (1988), Integration of SPOT and Landsat Thematic Mapper data for land-use and urban mapping of At'taif, Saudi Arabia, *Digest – Int. Geoscience and Remote Sensing Symp.* (IGARSS '88), Edinburgh, UK, pp. 629

ANDERSON, J. R., HARDY, E. E., ROACH, J. T., WITMER, R. E. (1976), A land use and land cover classification system for use with remote sensor data, *USGS Professional paper* No. 964, Reston, Virginia, 28 pages

ANYS, H., BANNARI, A., HE, D.-C., MORIN, D. (1998), Cartographie des zones urbaines à l'aide des images aéroportées MEIS-II, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, no. 5 : 883-894

ARAI, K. (1993), A classification method with spatial-spectral variability, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 14, no. 4: 699-709

ATKINSON, P., CUSHNIE, J., TOWNSHEND, G. R. J. (1985), Improving Thematic Mapper land cover classification using filtered data, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 6, no. 6 : 955-961

BARALDI, A., PARMIGGIANI, F. (1990), Urban area classification by multispectral SPOT images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 28: 674-680

BARBER, D. G., LEDREW, E. F. (1991), SAR Sea ice discrimination using texture statistics: a multivariate approach, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 57, no. 4: 385-395

BARSNEY, M. J., BARR, S. L. (1996), Inferring urban land use from satellite sensor images using kernel-based spatial reclassification, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 62, no.8 : 949-958

BAUDOT, Y., NADASDI, I., DONNAY, J. (1988), Towards an urban land-use classification using textural and morphological criteria, *Digest –Int. Geoscience and Remote Sensing Symp.* (IGARSS '88), Edinburgh, UK: 211-212

BAUDOUIIN, Y., CAVAYAS, F., MAROIS, C. (1995), Vers une nouvelle méthode d'inventaire et de mise à jour de l'occupation/ utilisation du sol en milieu urbain, *Canadian journal of Remote Sensing/ Journal canadien de télédétection*, vol. 21, no. 1 : 28-42

BAUDOUIIN, Y. (1992), *Développement d'un système d'analyse d'images satellites pour la cartographie de l'occupation du sol en milieu urbain*, Thèse de Doctorat, Département de géographie, Université de Montréal, 265 pages

BEIJING SURVEYING AND MAPPING INSTITUTE (1994), *Atlas of Beijing*, Surveying and mapping Publishing House, Hong Kong, 271 pages

BONN, F., ROCHON, G. (1992), *Précis de télédétection , vol. 1, Principes et méthodes*, Presses de l'Université du Québec, Sainte-Foy, 485 pages

BONN, F. *et al.* (1996), *Précis de télédétection, vol. 2, Applications thématiques*, Presses de l'Université du Québec, Sainte-Foy, 633 pages

CAVAYAS F., BAUDOUIIN, Y., FISET R., LAPOINTE M. (2000), *Système prototype pour le suivi des changements de l'occupation du sol par fusion de l'imagerie RADARSAT et d'autres données de l'observation de la Terre*, RAPPORT FINAL, Université de Montréal, Montréal, 38 pages

CENTER FOR ENVIRONMENTAL STUDIES, BROWN UNIVERSITY (2000), <http://watershed.envstudies.brown.edu/Sub-Basins/wateruse/calc.html>

CENTRE CANADIEN DE TÉLÉDÉTECTION (2001), <Http://www.ccrs.nrcan.gc.ca>

CUSHNIE, L. J. (1987), The interactive effect of spatial resolution and degree of internal variability within land-cover types on classification accuracies, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 8, no. 1 : 15-29

DEDIEU, J.-P., KERKACHE, R., BORNICCHIA, F., PELLA, H. (1997), Apport des informations de texture en télédétection pour l'étude de l'occupation des sols, *Revue de Géographie Alpine*, no. 3 : 9-26

DE JONG, M. S. (1993), An application of spatial filtering techniques for land cover mapping using TM-images, *Geocarto International*, no. 1: 43-49

DESJARDINS, R., CAVAYAS, F. (1991), Possibilités et limites des images satellites Landsat-TM en matière d'occupation du sol : le cas de Montréal (Québec), *Cahiers de Géographie du Québec*, vol. 35, no. 94 : 137-151

FORSTER, C. B. (1993), Satellite remote sensing for land information in developing countries, *Geocarto International*, no 1: 5-15

FRANKLIN, E. S., PEDDLE, R. D. (1989), Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 10, no. 8 : 1437-1443

GAO, J. (1994), *Urban land use inventory using satellite imagery*, Mémoire de maîtrise, Département de géographie, Université de Montréal, 76 pages

GASTELLU-ETCHEGORRY, P. J. (1990), An assessment of SPOT XS and Landsat MSS data for digital classification of near-urban land cover, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, no. 2: 225-235

GONG, P., MARCEAU, J. D., HOWARTH, J. P. (1992), A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV data, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 40: 137-151

GONG, P., HOWARTH, J. P. (1990), The use of structural information for improving land-cover classification accuracies at the rural-urban fringe, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 56, no. 1 : 67-73

GUINDON, B. (2000), A framework for the development and assessment of object recognition modules for high-resolution satellite images, *Canadian Journal of Remote Sensing/ Journal canadien de télédétection*, vol. 26, no. 4 : 334-348

HAACK, B. N., BRYANT, N. A., ADAMS, S. (1987), An assessment of Landsat MSS and TM data for urban and near-urban land-cover digital classification, *Remote Sensing of Environment*, vol. 21 : 201-213

HARALICK, R., SHANMUGAM, K., DINSTEN, I. (1973), Textural features for image classification, *IEEE Transactions on Systems, man and cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6 : 610-621

HARRIS, M. P., VENTURA, J. S. (1995), The integration of geographic data with remotely sensed imagery to improve classification in an urban area, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 61, no. 8 : 993-998

HARRISON, A. R., RICHARDS, T. R. (1988), Multispectral classification of urban land use using SPOT HRV data, *Digest –Int. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS '88)*, Edinburgh, UK: 205-206

HE, D.-C., WANG, L., BAULU, T., MORIN, D., BANNARI, A. (1994), Classification spectrale et texturale des données d'images SPOT en milieu urbain, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, no. 10 : 2145-2152

HEIKONEN, J., VARFIS, A. (1998), Land cover/land use classification of urban areas : a remote sensing approach, *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 12, no. 4 : 475-489

HENDERSON, M. F., XIA, Z.-G. (1997), SAR applications in human settlement detection, population estimation and urban land use pattern analysis : a status report, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, no. 1 : 79-85

IRONS, R. J., MARKHAM, L. B., NELSON, F. R., TOLL, L. D., WILLIAMS, L. D., LATTY, S. R., STAUFFER, L. M. (1985), The effects of spatial resolution on the classification of Thematic Mapper data, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 6, no. 8 : 1385-1403

JENSEN, J. R., TOLL, D. L. (1982), Detecting residential land-use developments at the urban fringe, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 48, no. 4: 629-643

JENSEN, J. R. (1996), *Introductory digital image processing – a remote sensing perspective*, Prentice Hall, USA, 316 pages

JOHNSON, D. D., HOWARTH, J. P. (1987), The effects of spatial resolution on land cover/land use theme extraction from airborne digital data, *Canadian Journal of Remote Sensing/ Journal canadien de télédétection*, vol. 13, no. 2 : 68-74

KALYANARAMAN, S., RAJANGAM, K. R., RATTAN, R. (1995), Indian remote sensing spacecraft – 1C/1D, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 16, no. 5 :791-799

KARATHANASSI, V., IOSSIFIDIS, CH., ROKOS, D. (2000), A texture-based classification method for classifying built areas according to their density, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no. 9 : 1807-1823

KHORRAM, S., BROCKHAUS, A. J., CHESHIRE, M. H. (1987), Comparison of Landsat MSS and TM data for urban land-use classification, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 25: 238-243

LARIVIERE, J.-P. (1997), Pékin : métamorphose d'une capitale, *L'Information Géographique*, vol. 61, no. 2, pp. 55-64

LILLESAND, T. M., KEIFER, R.W. (1979), Remote Sensing and Image Interpretation, New York, J. Wiley and Sons.

MARCEAU, J. D., HOWARTH, J. P., GRATTON, J. D. (1992) Étude du contenu spectral et spatial d'images numériques et de l'impact sur la classification automatisée d'un couvert forestier, *Outils micro-informatiques et télédétection de l'évolution des milieux*, Sainte-Foy, Les Presses de l'Université du Québec, p. 365-384

MARTIN, L. R. G., HOWARTH, P. J., HOLDER G. (1988), Multispectral classification of land use at the rural-urban fringe using SPOT data, *Canadian Journal of Remote Sensing/ Journal canadien de télédétection*, vol. 14, no. 2: 72-79

MOLLER-JENSEN, L. (1990), Knowledge-based classification of an urban area using texture and context information in Landsat-TM imagery, *Photogrammetric engineering and Remote Sensing*, no.56: 899-904

OBER, G., TOMASONI, R., CELLA, F. (1997), Urban texture analysis, *SPIE*, vol. 3164 : 2-8

PARKER, J. R. (1996) *Algorithms for image processing and computer vision*, New York; Toronto, John Wiley & Sons, 215 pages

PEDLEY, I. M., CURRAN, J. P. (1991), Per-field classification: an example using SPOT HRV imagery, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 12, no 11: 2181-2192

RAGHAVSWAMY, V., PATHAN K.S., MOHAN RAM P., BHANDERI, J. R., PRIYA, P. (1996), IRS-1C applications for urban planning and development, *Current Science*, vol. 70, no. 7 : 582-588

ROBIN, M. (1995), *La Télédétection*, Éditions Nathan, Paris, 318 pages

SALI, E., WOLFSON, H. (1992), Texture classification in aerial photographs and satellite data, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 13, no.18 : 3395-3408

SCHMIDT, C. (1986), Radar data for agriculture: Evaluating the application potential of sar 580 in the upper rhine valley: Mapping for modern imagery, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, in *Proc. ISPRS Comission IV Symp.*, Edinburgh, Scotland, vol. 26, Part 4: 396-406

SMITS, C. P., ANNONI, A. (1999), Updating land-cover maps by using texture information from very high-resolution space-borne imagery, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 37, no. 3 :1244-1254

SPOT IMAGE (2001), [Http://www .Spotimage.fr](http://www.Spotimage.fr)

STUCKENS, J., COPPIN, R. P., BAUER, E. M. (2000), Integrating contextual information with per pixel classification for improved land cover classification, *Remote Sensing of Environment*, no. 71:282-296

TOLL, L. D. (1985), Effect of Landsat Thematic Mapper sensor parameters on land cover classification, *Remote Sensing of Environment*, no. 17 : 129-140

TOWNSHEND, G. R. J. (1992), Land cover, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 13, no. 6-7 : 1319-1328

TREITZ, M., P., HOWARTH, J. P., GONG P. (1992), Application of satellite and GIS technologies for land-cover and land-use mapping at the rural-urban fringe : a case study, *Photogrammetric engineering and Remote Sensing*, vol. 58, no. 4 : 439-448

VENTURA, J. S., HARRIS, P. (1994), A comparison of classification techniques and data sources for urban land use mapping, *Geocarto International*, no. 3 : 5-14

WELCH, R., EHLERS, M. (1987), Merging multiresolution SPOT HRV and Landsat TM data, *Photogrammetric engineering and Remote Sensing*, vol. 53, no. 3 : 301-303

WELCH, R. (1982), Spatial resolution requirements for urban studies, *International Journal of Remote Sensing*, no. 2 : 139-146

XIA, Z.-G., HERDERSON, M. F. (1997) Understanding the relationships between radar response patterns and the bio- and geophysical parameters of urban areas, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, no. 1 : 93-101