



HAL
open science

Contribution de la texture pour l'analyse d'images à très haute résolution spatiale : application à la détection de changement en milieu périurbain

Antoine Lefebvre

► To cite this version:

Antoine Lefebvre. Contribution de la texture pour l'analyse d'images à très haute résolution spatiale : application à la détection de changement en milieu périurbain. Géographie. Université Rennes 2; Université Européenne de Bretagne, 2011. Français. NNT : 2011REN20010 . tel-00596339

HAL Id: tel-00596339

<https://theses.hal.science/tel-00596339>

Submitted on 27 May 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



THESE / UNIVERSITE RENNES 2 HAUTE-BRETAGNE
sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne
pour obtenir le titre de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITE EUROPEENNE DE BRETAGNE
Mention : Géographie
Ecole doctorale Sciences Humaines et Sociales

présentée par
Antoine LEFEBVRE

Préparée à l'Unité Mixte de recherche 6554
Université Rennes 2 Haute-Bretagne

Contribution de la texture pour l'analyse d'images à très haute résolution spatiale. Application à la détection de changement en milieu périurbain

Thèse soutenue le 14 avril 2011
devant le jury composé de :

Lorenzo Bruzzone
Professeur – Université de Trento, Italie / *rapporteur*

Christiane Weber
Directeur de Recherche au CNRS – Université Louis Pasteur, Strasbourg / *rapporteur*

Grégoire Mercier
Maître de Conférences, HdR – Télécom Bretagne, Brest / *examineur*

Philippe Clergeau
Professeur – Muséum National d'Histoire Naturelle, Paris / *examineur*

Thomas Corpetti
Chargé de Recherche – CNRS/LIAMA, Chine / *Co-directeur de thèse*

Laurence Hubert-Moy
Professeur – Université Rennes 2 Haute-Bretagne, Rennes / *Directeur de thèse*

Remerciements

Cette thèse a été une formidable aventure, menée à la fois en France et en Chine, au cours de laquelle j'ai fait de nombreuses rencontres qui ont été pour la plupart très enrichissantes. Que ce soit d'une manière directe ou indirecte, certaines personnes m'ont accompagné à parcourir un bout, voire même l'intégralité du chemin qui m'a amené jusqu'à ce présent manuscrit. Je tiens donc à les remercier.

Tout d'abord, je tiens à remercier Laurence Hubert-Moy, ma directrice de thèse, qui m'a accueilli au laboratoire du COSTEL en 2007 dans le cadre d'un stage de Master 2 et qui m'a accordé sa confiance pour entreprendre ce travail de thèse. Laurence a dirigé mes travaux avec une grande efficacité, elle m'a toujours encouragé à aller de l'avant ce qui m'a appris que le travail de chercheur n'a pas de limites. De par sa grande expérience, elle m'a aussi toujours donné les bons conseils pour faire les bons choix aux bons moments.

Je remercie Thomas Corpetti, mon co-directeur de thèse, qui m'a apporté un soutien régulier, qui m'a permis de progresser remarquablement tout au long de ce doctorat. Sa disponibilité, son écoute, ses précieux conseils ont été sans faille. J'ai eu beaucoup de plaisir à travailler sous sa direction et je remercie aussi Thomas de m'avoir donné l'opportunité de réaliser une partie de mon doctorat au LIAMA à Pékin. Cette particularité n'est pas un détail, cela m'a permis de vivre une expérience hors du commun : celle d'une expérience professionnelle dans un pays extraordinaire ! Je lui en suis très reconnaissant.

Je remercie aussi Véronique Prinnet qui, à la direction de l'équipe RSIU au LIAMA lors de mon séjour en Chine, a contribué à mon intégration dans l'équipe.

Je remercie Lorenzo Bruzzone, Christiane Weber, Grégoire Mercier et Philippe Clergeau d'avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse et d'évaluer mon travail.

Ce travail m'a permis de développer des collaborations avec d'autres chercheurs attachés parfois à d'autres laboratoires et travaillant sur d'autres thématiques. Ces contributions ont été très enrichissantes et m'ont permis de découvrir l'intérêt de la mutualisation des travaux de Recherche. Ainsi, je remercie Valérie Bonnardot et Hervé Quénol du laboratoire COSTEL de m'avoir sensibilisé aux enjeux liés à l'impact du changement climatique sur la qualité de la production viticole. Merci à Rahim Aguejdad (COSTEL) et Solène Croci (UMR ECOBIO) avec lesquels j'ai travaillé sur des méthodes d'analyses statistiques liant deux disciplines : la géographie et l'écologie. Enfin, merci à Johan Oszwald de m'avoir laissé appliquer ces mêmes méthodes à une problématique de déforestation au Brésil, à Véronique Beaujouan (INH/INRA) et Hervé

Daniel (INH/INRA) de m'avoir sensibilisé à la problématique de la Trame Verte en ville.

Je tiens aussi à témoigner ma reconnaissance à Binta Bah et Régis Dabrinville, courageux stagiaires au COSTEL, avec lesquels j'ai apprécié travailler dans le cadre de la production de données pour le programme ANR Trame Verte.

Ce doctorat est d'autant plus riche qu'il m'a permis de créer des liens d'amitié forts à partir de relations professionnelles. J'ai eu la chance de rencontrer Damien Arvor, Jean Nabucet et Claire Thomas – mes trois « compères » Rennais dont je garde des souvenirs inoubliables. De même, Paul Marcombes et Pierre Allain, mes co-colocataires de Wudaokou à Pékin, et aussi Pascal Zile et Cyril Cassisa avec lesquels j'ai vécu de véritables moments de feu en Chine !

J'éprouve énormément de gratitude à l'égard de ma famille qui constitue un des piliers de ce travail. Mes parents et ma soeur m'ont toujours encouragé et apporté leur soutien dans les moments les plus forts comme les plus bas. Je remercie Wang Na pour sa présence et ses nombreux encouragements. Merci aussi à JB pour la relecture attentive de ce manuscrit.

Je pense aussi à tous mes amis Ch'tis : Chloé, Claire, Johanne, Agnès, Julien, Pierre, Marine, Marion, Suzanne, Matthieu... (ils sont nombreux!).

Je remercie tous les membres du COSTEL et du LIAMA !

Enfin, je souhaite remercier Dominique Arrouays, Directeur de Recherche à l'INRA, qui m'a accueilli au sein de son unité (INRA Infosol à Orléans) dans le cadre d'un stage de fin d'études d'IUP en 2006. À cette époque, ma rencontre avec lui a été le moteur d'un choix professionnel : celui-ci de travailler pour la Recherche !

Table des matières

Introduction générale	1
I L'étude des changements d'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain à travers l'exploitation de la texture d'images de télédétection à THRS	5
Introduction	7
1 Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS	9
1.1 Problématique et enjeux de l'évolution de l'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain	10
1.1.1 Les changements d'occupation et d'utilisation des sols : définitions et enjeux	10
1.2 Les données à THRS : de l'acquisition à l'interprétation	18
1.2.1 Quelques rappels sur l'acquisition des données de télédétection	18
1.2.2 Les données à THRS	19
1.2.3 L'interprétation des données à THRS	29
1.3 La détection de changements d'occupation des sols à partir d'images à THRS	35
1.3.1 Les sources d'erreur dans la détection de changements	35
1.3.2 Les méthodes image-à-image <i>versus</i> les méthodes par post-classification	39
1.3.3 Les méthodes de détection orientées-objets	40
2 Analyse et caractérisation de la texture dans les images de télédétection	43
2.1 Généralités sur la texture	43
2.1.1 La notion d'échelle	44
2.1.2 La notion d'isotropie	45
2.2 Méthodes d'analyse et de caractérisation de la texture	46
2.2.1 Analyse statistique	46
2.2.2 Analyse fréquentielle	49
2.3 Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS	57
CONCLUSION DE LA PREMIÈRE PARTIE	61

II Méthodes développées pour analyser les images à THRS	65
Introduction	67
3 Généralités sur les ondelettes	69
3.1 Choix de la décomposition en ondelettes et de la fonction d'analyse . . .	69
3.1.1 Décomposition décimée et non-décimée	69
3.1.2 Choix de l'ondelette mère	70
3.2 Représentations des coefficients d'ondelettes	70
3.2.1 Lissage de la distribution des coefficients de la composante basse fréquence	71
3.2.2 Lissage des distributions des coefficients des composantes hautes fréquences	71
3.3 Utilisation des informations issues de la décomposition en ondelettes . .	73
4 Prétraitement des données	75
4.1 Corrections radiométriques	76
4.1.1 Le vignettage	76
4.1.2 Méthode développée	80
4.1.3 Application et résultats	86
4.2 Corrections géométriques	87
4.2.1 Types de distorsions	92
4.2.2 Corrections	92
4.3 Réalisation d'une mosaïque	98
4.3.1 Déformations radiales	99
4.3.2 Création des tuiles	99
4.4 Conclusion	101
5 Segmentation	107
5.1 État de l'art	108
5.1.1 Définition	108
5.1.2 Modèle conceptuel	108
5.1.3 Types d'approches pour la segmentation	110
5.1.4 Choix de l'approche	116
5.2 Méthode	119
5.2.1 Principe général	119
5.2.2 Segmentation par LPE	119
5.2.3 Agrégation des régions	120
5.2.4 Cas particulier de l'invariance au niveau de gris moyen	127
5.2.5 Validation	127
5.3 Expérimentation et validation	130
5.4 Conclusion	131

6	Détection et estimation de l'orientation dominante des textures	135
6.1	État de l'art	137
6.2	Méthodologie	138
6.2.1	Estimation de l'orientation et du degré d'isotropie	138
6.2.2	Choix des critères	141
6.3	Expérimentation et validation	141
6.3.1	Textures de Brodatz	142
6.3.2	Textures synthétiques	144
6.3.3	Données de télédétection	148
6.4	Conclusion	148
7	Classification orientée-objet	151
7.1	Principes et limites de la classification « orientée-objet »	151
7.2	Méthodologie	153
7.2.1	Segmentation	155
7.2.2	Caractérisation des objets	155
7.2.3	Classification des objets	155
7.2.4	Validation de la classification	156
7.3	Expérimentations et validation	157
7.4	Conclusion	166
8	Détection de changement	167
8.1	Méthodologie	168
8.1.1	Gestion des objets segmentés aux dates t_1 et t_2	168
8.1.2	Vecteur de mesures F_1 et F_2	170
8.1.3	Identification et caractérisation des changements	170
8.1.4	Classification des changements	174
8.1.5	Validation	174
8.2	Expérimentations et validation	176
8.2.1	Données et méthode	177
8.2.2	Création de l'arbre de classification	177
8.2.3	Résultats	181
8.3	Conclusion	181
	CONCLUSION DE LA DEUXIÈME PARTIE	183
III	Application à l'étude des changements d'occupation des sols sur la Métropole de Rennes	187
	Introduction	189

9	Les enjeux de la cartographie détaillée des changements d'occupation des sols sur le site de Rennes Métropole	191
9.1	Rennes Métropole : une forte croissance urbaine	191
9.1.1	Une croissance qui repose sur un dynamisme démographique et économique	191
9.1.2	Une extension urbaine selon un modèle de ville archipel	194
9.1.3	Les changements d'occupation des sols des vingt dernières années	196
9.2	Les enjeux d'un suivi détaillé des changements d'occupation des sols . .	199
10	Détection de changements par applications des outils méthodologiques proposés	205
10.1	Sites d'étude et données	205
10.2	Segmentation	207
10.3	Classification	210
10.4	Détection de changements	212
10.4.1	Détection de changements à partir d'une méthode « image-à-image »	212
10.4.2	Détection de changements à partir d'une méthode par post-classification	218
10.4.3	Comparaison des deux méthodes	221
11	Perspectives d'application des méthodes proposées	225
11.1	Segmentation d'images à THRS	226
11.1.1	Contribution de la texture et de la luminance	226
11.1.2	Exemple de segmentation à plus basse résolution	230
11.1.3	Conclusion sur la segmentation	230
11.2	Estimation de l'orientation	231
11.2.1	Application aux mouvements fluides	231
11.2.2	Application à la détection et à la caractérisation de parcelles viticoles	233
	CONCLUSION DE LA TROISIÈME PARTIE	235
	Conclusion générale	239
	Bibliographie	247

Introduction générale

Dans le domaine du suivi des surfaces continentales, les images satellitales sont une source de données précieuse pour suivre les changements d'occupation et d'usage des sols d'origine naturelle ou anthropique et en évaluer les impacts. Ces changements sont caractérisés par des intensités, des rythmes et des formes très variés, allant de mutations brusques ayant une grande emprise spatiale générées par exemple par des catastrophes naturelles à des modifications subtiles et régulières affectant de petites surfaces, telles que des changements de pratiques sur des parcelles agricoles, en passant par des changements brusques et irréguliers touchant de petites superficies, comme l'étalement urbain [Lambin *et al.* 2001].

L'étude des changements d'occupation et d'utilisation des sols par télédétection comprend leur détection, l'identification de leur nature, la mesure des surfaces qu'ils affectent et la caractérisation de leur organisation spatiale [Macleod & Congalton 1998]. Ainsi, pour interpréter correctement un type de changement, il est nécessaire non seulement de l'identifier, le qualifier, le quantifier mais encore de le localiser et de déterminer l'évolution de son empreinte spatiale. Un tel niveau de précision nécessite l'utilisation d'images à très haute résolution spatiale (THRS).

Jusqu'à une période récente, les seules données de télédétection à THRS disponibles étaient des photographies aériennes, le plus souvent sous format papier, leurs caractéristiques pouvant être très variables d'une mission aérienne à une autre. Depuis les années 2000, des images satellitales provenant de plusieurs capteurs spatiaux à THRS sont à disposition des utilisateurs, tandis que les photographies aériennes sont à présent fournies sous format numérique. En conséquence, quand on souhaite reconstituer l'historique de l'évolution des surfaces terrestres, on est confronté à l'hétérogénéité des sources de données utilisables qui pose un certain nombre de problèmes méthodologiques.

Sur des zones géographiques de taille réduite, les méthodes utilisées pour étudier des changements diffèrent généralement selon la source de données. Les photographies aériennes sont comparées par photo-interprétation, assistée par ordinateur ou non. Toutes les caractéristiques du changement sont alors prises en compte, mais le processus d'analyse des données est long et fastidieux, très dépendant de l'opérateur et finalement assez peu reproductible. L'exploitation des images satellitales à THRS s'est jusqu'à présent essentiellement limitée à distinguer, en comparant deux images, les zones où des changements se sont produits de celles qui n'ont pas été affectées par ces changements [Bruzzone & Prieto 2000a, Inglada & Mercier 2007]. Cependant, cette approche produit peu d'informations sur les types de transition entre une classe d'occupation et d'usage des sols et une autre, et s'avère intéressante seulement si l'on se

focalise sur un type de transition donné [Biging *et al.* 1998, Van Oort 2007]. Lorsque l'on s'intéresse à des milieux aux dynamiques complexes tels que les milieux urbain et péri-urbain, il est nécessaire de privilégier une méthode qui prenne en compte toutes les caractéristiques permettant d'identifier et de caractériser un type de changement donné, et qui ne se focalise pas sur un type de changement particulier, mais considère tous les types de changements.

La majorité des méthodes couramment utilisées pour détecter des changements a été élaborée pour mettre en évidence des changements abrupts d'occupation du sol à partir d'images de télédétection à basse ou moyenne résolution en utilisant quasi-exclusivement la réponse spectrale des pixels [Chan *et al.* 2001, Coppin *et al.* 2004, Lu *et al.* 2004, Masek *et al.* 2000, Ridd & Liu 1998]. Aujourd'hui avec le développement des capteurs à THRS tels que Quickbird, Geoeye, ou Worldview, il devient possible d'identifier et de caractériser des changements de moins grande amplitude, et touchant des espaces de petite superficie, en exploitant les propriétés de la texture des objets géographiques composant l'image [Aguejdad *et al.* 2006, Puissant *et al.* 2005]. Néanmoins, ce nouveau type de données nécessite des développements méthodologiques, les méthodes de détection de changement généralement utilisées pour traiter les images à basse et moyenne résolution n'étant pas adaptées à celles issues de capteurs à THRS [Carleer *et al.* 2005, Blaschke 2005] : d'une part l'étendue et la résolution spectrale des capteurs à THRS sont souvent inférieures à celles des autres capteurs, la résolution spectrale des capteurs diminuant avec l'augmentation de leur résolution spatiale [Aplin *et al.* 1999, Key *et al.* 2001]. Ce manque d'information nécessite la mise en place de méthodes de classification qui ne reposent plus uniquement sur l'information spectrale contenue dans l'image. D'autre part, la variabilité spectrale des pixels définissant les classes d'occupation du sol augmente en fonction de la résolution spatiale [De Wit & Clevers 2004, Fuller *et al.* 2003], ce qui entraîne une baisse de la séparabilité entre les différentes classes d'occupation du sol et une inefficacité des méthodes de classification spectrale par pixel classiquement utilisées [Irons *et al.* 1985].

Ainsi, il est nécessaire de développer de nouvelles approches qui s'appuient sur la texture des images à THRS. En outre, ces approches doivent prendre en compte l'hétérogénéité des données utilisées pour détecter des changements puisqu'elles sont généralement acquises à plusieurs années d'intervalle, à différentes saisons et au moyen de capteurs ayant des propriétés spatiales et spectrales différentes [Lunetta *et al.* 1991], l'hétérogénéité des données constituant l'une des principales sources d'erreurs dans l'interprétation des changements [Lu *et al.* 2004]. Enfin, elles doivent considérer l'évolution de la forme des objets qui est susceptible d'évoluer au cours du temps.

L'objectif principal de cette thèse est donc de développer une série d'outils méthodologiques permettant d'analyser les images à THRS et qui gèrent le mieux possible les difficultés mentionnées ci-dessus. L'application thématique choisie concerne l'iden-

tification et la caractérisation des changements affectant de petites surfaces à partir de données à THRS acquises à différentes dates et provenant de différentes sources en milieu urbain/périurbain. Ces milieux sont très hétérogènes et soumis à des changements brusques et irréguliers dans le temps et dans l'espace ; de ce fait, même s'ils constituent un véritable défi pour la détection des changements, ils apparaissent particulièrement intéressants pour évaluer les méthodes développées.

Pour faire face à ces contraintes, les méthodes développées dans cette thèse s'appuient sur une approche de traitement d'images reposant sur la transformée en ondelettes. Nous faisons l'hypothèse que la comparaison des propriétés de texture des objets observés à partir des images à THRS permet d'identifier et de caractériser les différents objets géographiques et donc de mesurer finement les changements. Ainsi, nous faisons le choix de ne pas utiliser exclusivement ou essentiellement l'information spectrale de l'image, mais de nous focaliser davantage sur l'information spatiale qu'elle contient.

Cette thèse s'articule en trois parties :

- La **première partie** présente la problématique et l'application thématique. Elle dresse, à partir de l'analyse de la littérature scientifique, un état des données et des méthodes permettant d'observer les changements d'occupation et d'utilisation du sol en milieu urbain et péri-urbain à l'aide d'images de télédétection à très haute résolution spatiale. Le premier chapitre montre les enjeux d'un suivi de l'occupation et de l'utilisation du sol à l'échelle locale en particulier dans les espaces urbains et péri-urbains, expose les spécificités des images à très haute résolution spatiale, présente un bilan des méthodes permettant de détecter les changements à partir de ce type d'images. Le deuxième chapitre se focalise sur l'utilisation de la texture dans les images de télédétection en la définissant et en réalisant une analyse critique d'outils méthodologiques adaptés aux images à THRS.
- La **deuxième partie** expose une série d'outils développés dans l'objectif de détecter automatiquement des changements d'occupation et d'utilisation du sol à partir d'images de télédétection à THRS qui peuvent présenter des caractéristiques très différentes. Toute la chaîne de prétraitements et de traitements d'images est présentée, des prétraitements atmosphériques, radiométriques et géométriques jusqu'à la validation des résultats obtenus. Les étapes sont successivement appliquées et validées sur des images tests représentatives de l'hétérogénéité du milieu urbain/périurbain. Le troisième chapitre peut être considéré comme un chapitre introductif à la démarche proposée : il est consacré à une utilisation des ondelettes sur lesquelles repose la majeure partie des traitements effectués. Les phases de prétraitement des données font l'objet du quatrième cha-

pitre. Ensuite, sont successivement présentées les étapes de segmentation dans le cinquième chapitre, de détection et d'estimation de l'orientation dominante des textures dans le sixième chapitre, de classification et de détection de changements respectivement dans les septième et huitième chapitres.

- La **troisième partie** expose l'application des outils méthodologiques sur des images à THRS et se focalise en particulier sur la détection de changements d'occupation des sols intervenus sur une période de vingt-cinq ans dans un secteur périurbain de l'agglomération de Rennes. Le neuvième chapitre présente les enjeux de la cartographie détaillée des changements d'occupation des sols sur le site de Rennes Métropole pour les scientifiques et les gestionnaires. Le dixième chapitre donne les caractéristiques des données utilisées pour détecter les changements. Le onzième chapitre détaille l'ensemble des prétraitements et traitements appliqués sur les données. Le douzième chapitre développe les résultats obtenus, d'abord sur la classification de chacune des images prises séparément, puis sur la classification des changements elle-même. Enfin, le dernier chapitre discute ces résultats en les mettant en perspective.

Ce travail de thèse a été réalisé dans le cadre du programme ANR « Villes Durables », plus précisément pour le projet « Évaluation des trames vertes urbaines et élaboration de référentiels : une infrastructure entre esthétique et écologie pour une nouvelle urbanité » dont les objectifs sont d'évaluer l'intérêt des trames vertes dans leur capacité à rendre des services écosystémiques et, donc, à participer à de nouvelles formes urbaines plus « durables » d'une part, et d'élaborer des référentiels utilisables par les opérateurs et les collectivités, d'autre part (<http://www.trameverteurbaine.com/>).

La thèse intervient très en amont de ce programme, puisqu'elle vise à élaborer la chaîne de traitements des séries d'images de télédétection à très haute résolution spatiale qui sera mise en oeuvre sur les sites d'étude retenus (Rennes, Angers et Nantes) pour cartographier la trame verte et son évolution. Elle a été réalisée pour partie au laboratoire COSTEL UMR CNRS 6554 LETG et pour partie au laboratoire LIAMA (Laboratoire d'Informatique, Automatique et Mathématiques Appliquées) à Beijing qui est un laboratoire franco-chinois (Chinese Academy of Sciences, Institute of Automation, Tsinghua University, INRIA, CNRS, INRA, CIRAD, Groupe des Écoles Centrales).

Première partie

L'étude des changements d'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain à travers l'exploitation de la texture d'images de télédétection à THRS

Introduction

La première partie de ce manuscrit expose la problématique de la thèse, en précisant d'une part les enjeux que représente le suivi des changements d'occupation du sol en milieu urbain-périurbain et d'autre part comment il est possible d'étudier ces changements à partir de données de télédétection à THRS.

L'objectif de cette partie est de mener une réflexion à partir d'un état de l'art, afin d'orienter le développement de la méthodologie de détection de changements à partir de données à THRS puis l'application effectuée sur un secteur périurbain de Rennes Métropole qui seront présentés respectivement dans les deuxième et troisième parties du manuscrit. Ainsi, l'analyse réalisée dans la première partie doit permettre de définir le choix des méthodes et techniques qui seront utilisées pour étudier les changements intervenus sur l'agglomération rennaise.

Nous nous attacherons d'abord à définir les termes de changements d'occupation et d'utilisation du sol en montrant les enjeux de leur suivi dans les espaces urbains/périurbains, et à exposer les caractéristiques des images à THRS qui sont utilisées pour effectuer ce suivi ainsi que les méthodes couramment appliquées dans ce contexte.

Nous présenterons ensuite une analyse critique consacrée à la façon dont la texture contenue dans les images à THRS peut être utilisée pour détecter des changements d'occupation du sol, l'objectif étant de guider les choix méthodologiques qui seront effectués pour élaborer une méthode de détection automatique et générique de changements à partir de données à THRS hétérogènes.

Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

Sommaire

1.1	Problématique et enjeux de l'évolution de l'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain	10
1.1.1	Les changements d'occupation et d'utilisation des sols : définitions et enjeux	10
1.2	Les données à THRS : de l'acquisition à l'interprétation . . .	18
1.2.1	Quelques rappels sur l'acquisition des données de télédétection .	18
1.2.2	Les données à THRS	19
1.2.3	L'interprétation des données à THRS	29
1.3	La détection de changements d'occupation des sols à partir d'images à THRS	35
1.3.1	Les sources d'erreur dans la détection de changements	35
1.3.2	Les méthodes image-à-image <i>versus</i> les méthodes par post-classification	39
1.3.3	Les méthodes de détection orientées-objets	40

1.1 Problématique et enjeux de l'évolution de l'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain

1.1.1 Les changements d'occupation et d'utilisation des sols : définitions et enjeux

Les changements d'occupation et d'utilisation des sols contribuent de façon significative aux interactions surface terrestre-atmosphère en influant notamment sur la biogéochimie de l'eau et de l'atmosphère, la circulation de l'atmosphère, la couverture pédologique, et sur la biodiversité en jouant un rôle sur la structure et le fonctionnement des écosystèmes, la diversité des espèces ou encore la fragmentation des structures paysagères [Hubert-Moy 2004]. En retour, ils constituent un élément essentiel de la réponse anthropique au changement global. Les causes de ces changements sont pluri-factorielles. Ainsi, Lambin et Strahler [Lambin & Strahler 1994] ont listé cinq catégories de facteurs explicatifs des changements d'occupation du sol : les changements climatiques sur le long terme, les processus écologiques tels que l'érosion des sols et les changements de végétation, les altérations de l'homme sur la nature et les paysages telles que la déforestation et la dégradation des territoires, et l'effet de serre causé par les activités humaines.

La connaissance des transformations actuelles (inférieures au siècle) des surfaces terrestres représente un enjeu important pour l'évaluation de l'état de l'environnement, qu'il s'agisse de conversions, c'est-à-dire du passage d'une catégorie d'occupation ou d'utilisation du sol à une autre, ou de modifications qui représentent une évolution à l'intérieur d'une même catégorie suite à des changements affectant ses attributs physiques ou fonctionnels [Hubert-Moy 2004]. Ainsi, les changements de l'occupation et de l'utilisation des sols constituent un des critères principaux à prendre en considération au niveau de la mise en oeuvre de décisions fondées sur le concept de développement durable, que ce soit à une échelle globale, régionale ou locale.

Précisons que l'occupation des sols correspond à une description physique de l'espace, qui désigne l'occupation (bio)physique observée des surfaces terrestres (végétation, sols, surfaces minérales, eau) et est observée par l'oeil humain ou par des capteurs, notamment par télédétection. L'utilisation des sols correspond quant à elle le plus souvent à une description des surfaces selon leur finalité socio-économique (zone industrielle, de loisirs, parcelle agricole...), et dans une moindre mesure à une suite d'opérations visant à tirer des produits ou bénéfices des ressources du sol et qui relèvent des pratiques agricoles (fauche, pâture, labourage, fertilisation, récolte...). Dans la plupart des applications, les changements que l'on cherche à identifier et caractériser relèvent à la fois de l'occupation et de l'utilisation, ce qui explique le caractère hybride des nomenclatures des classifications [Turner & Meyer 1994]. De façon pratique, on observe l'occupation des sols à partir de données de télédétection et on en

1.1. Problématique et enjeux de l'évolution de l'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain

déduit l'utilisation des sols à partir de connaissances expertes en y associant souvent des informations dérivées d'autres données telles que des cartes thématiques.

Les changements majeurs intervenus au cours des derniers siècles, qui se traduisent par des conversions d'usage des terres telles que la déforestation, ont été largement localisés et identifiés à l'échelle mondiale [Geist 2006]. À l'inverse, les changements progressifs, de faibles intensités, ou qui affectent de petites étendues sont encore largement méconnus et sous-estimés ; or, si considérés individuellement ils contribuent peu aux échanges énergétiques globaux, leurs effets cumulés peuvent influencer ces derniers et surtout, ils peuvent entraîner des conséquences environnementales ayant un impact majeur à une échelle locale, voire régionale. Ainsi, le drainage des zones humides provoqué par une intensification agricole qui inclue une extension des terres agricoles est non ou peu perceptible à une échelle globale, mais peut localement modifier radicalement la qualité des eaux. Autre exemple : l'artificialisation des terres provoquée par l'étalement urbain entraîne des conversions d'usage des sols très localisées mais qui peuvent impacter très fortement sur le fonctionnement hydrologique des zones touchées par ce processus à travers une augmentation sensible du ruissellement de surface, ce qui contribue au phénomène d'inondations.

Selon leur nature, les changements d'occupation et d'utilisation des sols sont donc caractérisés par des intensités, des rythmes et des formes très variés, allant de mutations brusques ayant une grande emprise spatiale (générées par exemple par certains types de catastrophes naturelles à des modifications subtiles et régulières affectant de petites surfaces de quelques dizaines de km², telles que des changements de pratiques sur des parcelles agricoles) en passant par des changements brusques et irréguliers touchant de petites superficies, comme l'étalement urbain [Lambin *et al.* 2001].

La détection de changements est un processus qui comprend plusieurs opérations. Dans [Macleod & Congalton 1998], les auteurs en décrivent quatre pour la détection de changements appliquée au suivi de ressources naturelles : identifier le changement (détecter si un changement est apparu ou non), déterminer sa nature, mesurer sa surface (son emprise spatiale) et estimer la précision de sa délimitation. Cette approche, qui ne se limite pas à la seule identification du changement mais prend en compte son aspect spatial, permet de ne pas se restreindre à l'étude de conversions, mais d'interpréter des changements plus subtils (modifications). Dans [Khorram *et al.* 1999], Khorram *et al.* se sont concentrés sur l'emprise spatiale des changements :

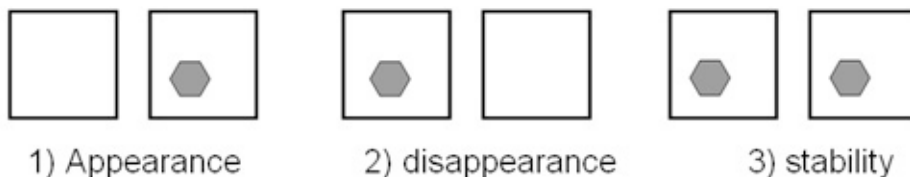
« Ils peuvent affecter des zones entières de manière uniforme et instantanée, alors que certains peuvent être lents, sans réelles frontières entre les classes, tandis que d'autres peuvent présenter des configurations spatiales complexes ».

Ils distinguent quatre catégories de changements pour l'interpréter d'un point de vue spatial : le changement de forme, le déplacement, la fragmentation et la fusion. Cette conception, reprise et synthétisée par Blaschke [Blaschke 2003], est illustrée par la figure 1.1. Celle-ci permet de mettre en évidence que les changements qui se produisent

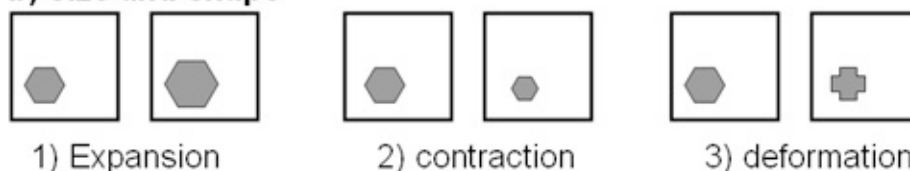
Chapitre 1. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

sur les surfaces terrestres sont la combinaison de l'apparition ou la disparition d'objets, de changements de localisation, de taille et de forme de ces objets. Il faut aussi remarquer qu'elle ne prend pas en compte les modifications internes aux objets qui sont liées à des changements d'état de surface, et qui sont pourtant une composante importante du changement.

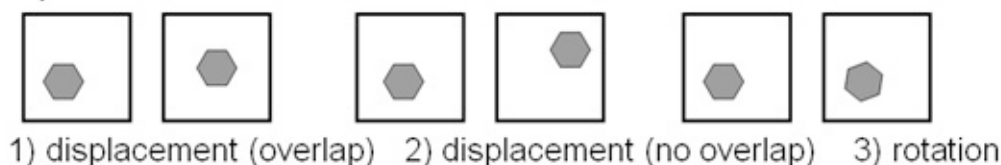
a) existence – non existence (single entity, only one class considered)



b) size and shape



c) location



d) reality : combinations of all



FIGURE 1.1 – Les facteurs de changements d'un point de vue spatial (dans [Blaschke 2003])

Parmi les milieux terrestres, les espaces péri-urbains sont les milieux affectés par les changements les plus diversifiés, des conversions brusques aux modifications subtiles, et ceci sur des espaces aux tailles limitées mais variables, et à des rythmes très diversifiés. En conséquence, ils constituent un milieu de choix pour développer une méthodologie de détection de changement qui soit générique.

1.1.1.1 L'étude des changements d'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain

L'urbanisation provoque des changements importants de l'occupation des sols et des activités qui sont à l'origine de la dégradation croissante des écosystèmes et de la

1.1. Problématique et enjeux de l'évolution de l'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain

santé des citoyens. Les villes consomment des ressources naturelles, émettent aussi des polluants et produisent divers déchets, ce qui entraîne différents types de pollutions, une artificialisation des sols, et des ruptures d'équilibre au sein des flux qui régissent le fonctionnement du système urbain [Kalil 2010]. Ainsi, la préservation, voire la restauration des écosystèmes sont devenues un des enjeux majeurs actuels du développement urbain.

La majeure partie des villes sont confrontées à une série de problèmes environnementaux telles que la dégradation de la qualité de l'air et de l'eau, l'émission de gaz à effet de serre, la production de déchets et d'eaux usées, ou encore l'étalement urbain. Les principales causes de ces problèmes ont été identifiées [Rousseau 1992] : la croissance démographique, la modification des modes de vie avec la dissociation des lieux de travail et d'habitat qui entraîne l'augmentation croissante de l'utilisation des voitures, l'utilisation croissante des ressources naturelles, et la densification des villes qui entraîne des problèmes de circulation, de bruit et de pollution.

Face à ces problèmes, les principaux enjeux environnementaux à l'échelle urbaine, qui ont été récemment recensés par Kalil [Kalil 2010] sont les suivants :

- La **gestion des milieux « naturels »** : la biodiversité (faune et flore) représente un des éléments contributifs à la qualité du cadre de vie et à l'équilibre de l'écosystème urbain [Clergeau 2007]. Des programmes locaux, nationaux et internationaux sont actuellement menés afin d'améliorer le patrimoine naturel en ville. Le suivi de l'évolution de l'organisation des structures paysagères qui, au sein de l'espace, influent sur les flux de populations animales et végétales, en particulier sur leur isolement, constitue donc un enjeu de taille pour la biodiversité.
- La **préservation ou la restauration de la qualité de l'air** : la pollution de l'air qui est générée par les activités industrielles, la circulation routière et le chauffage a des effets reconnus sur la santé et l'environnement. La qualité de l'air (extérieur, mais aussi intérieur) est considérée aujourd'hui comme un des enjeux majeurs en terme de santé publique. Ainsi, la plupart des communautés urbaines en France ont mis en oeuvre des systèmes de surveillance permanente de la qualité de l'air et développent des moyens de transport en site propre afin de réduire les sources d'émission de polluants.
- La **gestion de la qualité de l'eau** : la préservation de la qualité de l'eau est un enjeu vital, tant pour l'homme que pour les écosystèmes. Les prélèvements effectués sur la ressource en eau pour le développement économique et social, que ce soient pour les usages industriels, domestiques, agricoles ou d'aménagement urbain, entraînent des problèmes de gestion de la ressource, tant sur le plan de la qualité (rejets polluants qui impliquent des coûts importants de retraitement) que de la quantité (pénurie observée dans certains cas).
- La **gestion de l'énergie** : la consommation croissante d'énergie en ville pour le chauffage, les activités industrielles, les transports et l'aménagement urbain entraîne des problèmes tels que l'épuisement des ressources fossiles (charbon, pétrole), l'augmentation de la production de gaz à effets de serre et de déchets. En

Chapitre 1. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

France, des programmes de maîtrise de l'énergie sont mis en oeuvre par l'État et les collectivités territoriales afin de réduire cette consommation d'énergie, notamment en finançant des opérations mobilisant des énergies renouvelables.

- La **gestion des déchets** : l'urbanisation entraîne une augmentation des déchets ménagers et des déchets produits par les différents domaines d'activités professionnelles. La gestion de ces déchets nécessite des efforts importants, en amont afin de réduire l'utilisation des ressources naturelles, et en aval pour procéder à leur traitement et réduire ainsi leurs impacts sur l'environnement.

1.1.1.2 Les caractéristiques du milieu urbain

La ville est un milieu complexe et dynamique, construit par des hommes et des sociétés, des activités et des fonctions diverses [Paulet 2005]. Espace extrêmement anthropisé, la ville est un milieu hautement hétérogène, où les ruptures structurales sont nombreuses, créant ainsi un contexte discontinu et complexe [Weber 1995]. La spécificité du milieu urbain réside dans sa forte hétérogénéité, la taille réduite des objets qui la composent et qui se succèdent sur de petites distances, lui conférant ainsi une forte fréquence spatiale [Barles *et al.* 1999]. Son caractère hétérogène est dû à la grande variété de ses surfaces, comprenant des surfaces minérales, métalliques, chlorophylliennes et hydriques. L'espace urbain forme ainsi une mosaïque urbaine.

Du point de vue de l'écologie du paysage, la ville est considérée comme un paysage spatialement hétérogène composé de multiples taches qui interagissent entre elles à l'intérieur de la ville comme au-delà de ses limites [Aguejdad *et al.* 2006, Wu 2008]. Généralement, l'écosystème urbain est décrit en opposition à l'écosystème rural. L'espace urbain se distingue d'abord de l'espace rural par une présence de l'homme et du bâti beaucoup plus forte qui se traduit par une densité élevée de la population et des surfaces bâties, et la conjonction de fonctions résidentielle, commerciale, industrielle et infrastructurelle. Ainsi, le paysage urbain est plus hétérogène que le paysage rural. De plus, l'espace urbain est caractérisé par une biodiversité (faune et flore) différente de celle des espaces naturels ou agricoles [Clergeau 2007].

Toutefois, la distinction entre espace urbanisé et espace rural ou naturel n'est pas synonyme de rupture entre les deux systèmes, et dans le contexte d'une urbanisation croissante, la dichotomie ville-campagne ou urbain-rural n'est plus vraiment nette. En considérant la ville comme un écosystème, Clergeau [Clergeau 2007] préfère plutôt utiliser le terme de macro-écosystème ou mieux, de paysage urbain, cet espace étant plutôt composé d'un ensemble d'écosystèmes qui s'interpénètrent et forment une mosaïque d'habitats [Wu 2008].

1.1.1.3 Les changements en milieu urbain/péri-urbain : des conversions qui entraînent une fragmentation des paysages

Le processus d'urbanisation se manifeste à travers des modifications profondes de l'espace et entraîne des changements généralement irréversibles, notamment au ni-

1.1. Problématique et enjeux de l'évolution de l'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain

veau environnemental, en modifiant le paysage tant dans sa composition que dans sa structure [Aguejdad 2009]. Ainsi, l'artificialisation du territoire, qui résulte du développement des réseaux de transport, des zones d'activités et de l'étalement résidentiel, est responsable de changements d'occupation des sols et de la fragmentation du paysage qui à leur tour entraînent la fragmentation et l'isolement des habitats « naturels ».

Les conversions du milieu rural vers le milieu urbain. L'hétérogénéité du milieu urbain ne cesse actuellement de s'accroître sous l'effet d'une urbanisation croissante qui s'exprime par une densification des espaces déjà urbanisés et par une extension des surfaces urbanisées sur le milieu rural.

L'artificialisation est un processus qui désigne un sol ou un milieu, un habitat naturel ou semi-naturel qui perd les qualités qui sont celles d'un milieu « naturel » [Lecompte 1999]. L'artificialisation des sols, qui résulte de l'urbanisation au sens large puisqu'elle concerne l'habitat mais aussi les infrastructures de transports et zones artisanales et industrielles, entraîne une destruction des sols en les imperméabilisant. Les « territoires artificialisés » désignent les espaces couverts par les espaces bâtis, les routes et parkings, ainsi que les autres sols artificiels non bâtis (chantiers, décharges, carrières, jardins et pelouses d'agrément). Dans [IFEN 2006], les auteurs s'étendent surtout au détriment des sols agricoles et des surfaces boisées. Notons que la dichotomie « territoires artificialisés » – « milieux naturels » qui est très souvent reprise dans les études portant sur l'évaluation des impacts de l'urbanisation, peut être nuancée par le fait que certains milieux artificiels tels que des carrières peuvent être caractérisés par un degré élevé de naturalité et peuvent encore jouer un rôle d'habitat de substitution pour une partie des espèces d'une zone biogéographique concernée. Ces milieux sont appelés « milieux semi-naturels ».

L'artificialisation des sols produit un double effet sur l'occupation du sol : des conversions d'usage des sols (espaces agricoles et milieux « naturels » vers l'urbain) d'une part, et des modifications des espaces agricoles et milieux « naturels » non convertis d'autre part, l'étalement urbain influençant les espaces agricoles et les milieux naturels environnants. Les conversions des surfaces naturelles et agricoles vers les surfaces artificialisées sont presque toujours irréversibles, tandis que les modifications des espaces agricoles et naturels provoquées par l'urbanisation ont un caractère réversible.

Les études portant sur l'identification, la mesure et le suivi de l'étalement urbain traitent presque exclusivement des conversions d'occupation des sols, à travers l'analyse des transitions des espaces naturels et agricoles vers les espaces artificialisés [Aguejdad 2009]. Ceci s'explique par le fait que l'étude des conversions est plus facile à réaliser techniquement, et par l'absence d'informations disponibles sur l'étalement urbain, l'étude des conversions étant un préalable à celle des modifications. Par exemple, dans [Aguejdad *et al.* 2009], les auteurs ont montré que les surfaces artificialisées correspondant ici à la tache urbaine ont quasiment doublé en Ille-et-Vilaine (+92 %) entre 1984 et 2005, gagnant ainsi l'équivalent de trois fois la superficie de la ville de Rennes, soit 15 000 hectares. Les auteurs ont aussi mis en évidence que l'extension urbaine

Chapitre 1. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

est responsable de presque les deux tiers des changements d'affectation d'occupation du sol ayant eu lieu sur le département et qu'elle s'est effectuée majoritairement au détriment des cultures et des prairies et dans une moindre mesure des surfaces boisées.

La fragmentation du paysage. La fragmentation peut être définie comme un processus qui se traduit par une absence de connectivité qui entraîne souvent une altération des processus écologiques. Elle s'exprime par une réduction des habitats et leur isolement les uns par rapport aux autres quand ils ne sont pas connectés par des corridors [Clergeau 2007].

La fragmentation s'observe à travers le morcellement des habitats naturels et la réduction de leur superficie. La fragmentation se traduit par la division d'un objet, appelé « tache » ou habitat en écologie du paysage en un nombre de petits fragments plus ou moins distants les uns des autres, l'habitat pouvant, dans certains cas, disparaître complètement. La fragmentation s'accompagne donc de la réduction de la taille de l'habitat, voire à terme, de sa disparition. Quand on observe la fragmentation non plus à l'échelle de l'habitat, mais à l'échelle du paysage, la relation entre la fragmentation, la perte d'habitat et la qualité de l'habitat n'apparaît plus univoque. Ainsi, la figure 1.2 illustre que dans un paysage donné, la fragmentation peut être associée à une perte d'habitat et/ou de qualité d'habitat, mais pas nécessairement. D'une façon générale, le résultat de la fragmentation est un paysage composé d'une matrice, de morceaux ou taches d'habitat résiduels et de corridors qui relient ces taches [Pereboom 2006].

La fragmentation est principalement causée par l'urbanisation croissante, le développement des réseaux de transport et des infrastructures routières associées, mais aussi par l'agriculture (opérations de remembrement des terres agricoles [Serrano *et al.* 2002]) qui altèrent la structure du paysage et, par voie de conséquence des processus écologiques qui y sont associés [Scott 1999]. La fragmentation des habitats est d'ailleurs considérée par la communauté scientifique comme l'une des premières causes d'atteinte à la biodiversité [Jaeger *et al.*]. Les deux processus de la fragmentation, à savoir le morcellement et la réduction de la superficie des taches d'habitat, affaiblissent la capacité à pourvoir les ressources nécessaires pour les espèces et favorisent l'isolement des populations. En retour, la fragmentation des milieux naturels et semi-naturels accélère la conversion de l'usage des sols dans les villes.

Le suivi des changements d'occupation des sols dans les espaces urbains représente donc un enjeu important sur le plan environnemental. Toutefois, l'étude, par télédétection, de l'évolution des milieux urbains et péri-urbains qui présentent la particularité d'être très hétérogènes, fragmentés et soumis à des changements souvent brusques, fréquents et très locaux, impose un certain nombre de contraintes, tant au niveau du choix des données à utiliser que de la méthodologie à appliquer.

1.1. Problématique et enjeux de l'évolution de l'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain

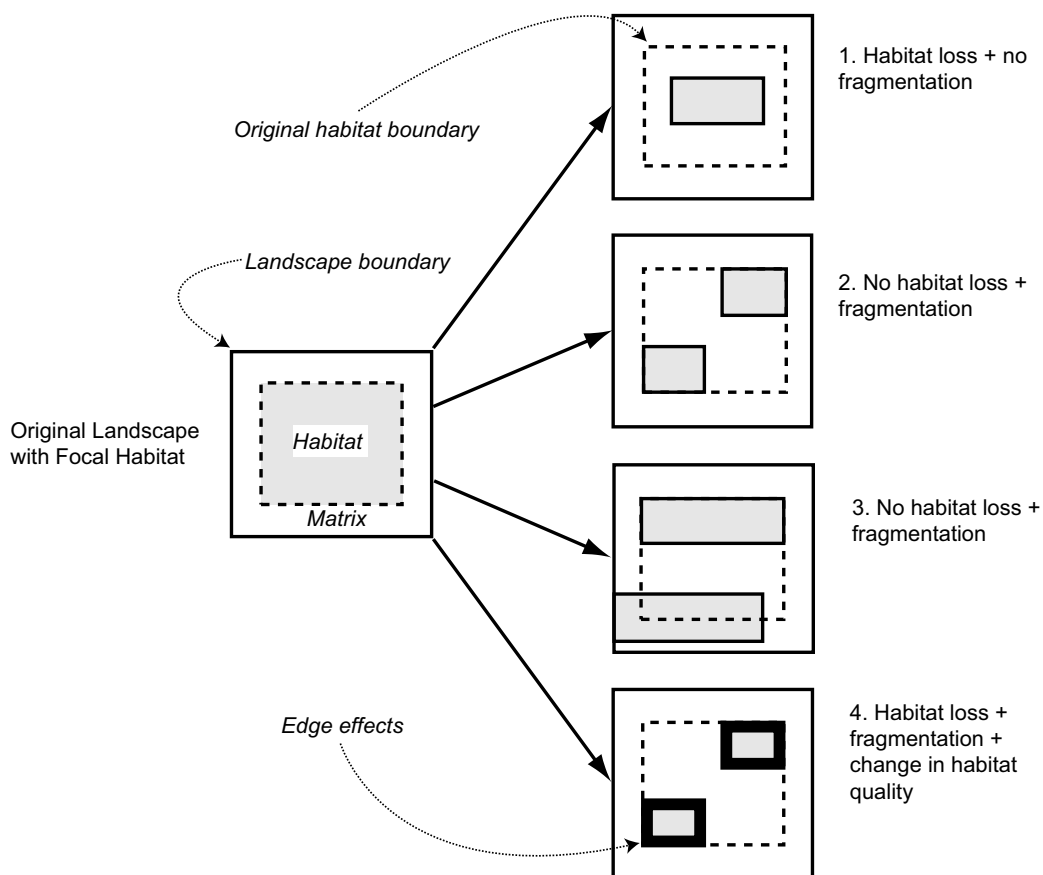


FIGURE 1.2 – Quatre cas illustrant la relation entre la perte, la fragmentation et le changement de qualité des habitats dans un paysage délimité (dans [Franklin *et al.* 2002])

1.2 Les données à THRS : de l'acquisition à l'interprétation

1.2.1 Quelques rappels sur l'acquisition des données de télédétection

La télédétection consiste à acquérir à distance le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par une surface sans contact direct avec celle-ci. Dans ce travail, on s'intéresse plus principalement au rayonnement électromagnétique du Soleil réfléchi par la Terre dans les longueurs d'onde du visible et du proche infrarouge (Domaine optique de la télédétection passive). Le rayonnement solaire réfléchi par les surfaces terrestres varie selon la nature et l'état de ces dernières, mais aussi en fonction de l'état de l'atmosphère, de l'environnement des surfaces, des conditions d'illumination ou encore des caractéristiques du capteur. Il est enregistré par différents capteurs – embarqués à bord de vecteurs, le plus souvent des avions ou des satellites – dont les caractéristiques les rendent souvent spécifiques à un domaine d'application donné. De manière générale, on peut les caractériser à partir de trois résolutions : spatiale, spectrale et temporelle.

La **résolution spatiale** d'un capteur correspond à la taille minimum des objets qu'il peut distinguer au sol [Robin 1995]. Elle est définie comme le pouvoir de séparation au sol de deux objets adjacents. La précision des détails discernables sur une image dépend donc de la résolution spatiale du capteur utilisé. En théorie, la résolution spatiale se calcule à partir d'un test de Fonction de Modulation de Transfert (FMT). La FMT consiste à évaluer, à partir d'une mire, la capacité à reproduire correctement des transitions de contrastes à des fréquences de plus en plus élevées. En télédétection, il est courant que la résolution spatiale soit assimilée au pas d'échantillonnage, celui-ci correspondant à la distance réelle séparant le centre de deux pixels adjacents. Dans le cadre de ce travail, nous nous intéressons particulièrement aux capteurs à THRS qui ont une résolution spatiale égale ou inférieure à 5 mètres. Nous verrons dans la section suivante que la résolution spatiale est déterminée différemment si les données sont acquises de manière analogique ou digitale.

La **résolution spectrale** est la capacité d'un capteur à distinguer deux longueurs d'onde voisines [Robin 1995]. La résolution spectrale est d'autant plus élevée que le nombre de canaux ou bandes spectrales est important. Ainsi, un capteur panchromatique contient un seul canal à large spectre et possède donc une faible résolution spectrale. À l'inverse, les capteurs hyperspectraux, qui disposent d'un nombre important – supérieur à une centaine – de canaux sensibles à des intervalles de longueurs d'ondes très étroits, sont dits à très haute résolution spectrale. Dans le cadre de ce travail, nous nous intéresserons aux données de télédétection à THRS les plus courantes, qui sont acquises à de faibles, voire très faibles résolutions spectrales.

La **résolution temporelle** est définie par la répétitivité du positionnement du capteur sur un même lieu à une même heure. Dans le cas des capteurs spatiaux de té-

lédétection passive, on distingue la **répétitivité temporelle réelle** correspondant à la période de revisite d'un même lieu et la **répétitivité temporelle effective** dépendant des facteurs climatiques (en présence d'un couvert nuageux, l'information enregistrée par les capteurs n'est pas exploitable). En ce qui concerne les capteurs aéroportés, les missions d'acquisition dépendent, elles aussi, des conditions climatiques mais elles ne répondent à aucune règle de temporalité. En conséquence, les programmations d'acquisitions aéroportées sont plus souples. Par exemple, une couverture nuageuse trop importante peut entraîner le report de l'acquisition de quelques heures ou quelques jours alors que le report atteint en moyenne deux semaines pour un capteur spatial à THRS.

1.2.2 Les données à THRS

1.2.2.1 Bref historique des données à THRS

Avant l'avènement des capteurs spatiaux, les photographies aériennes constituaient l'essentiel des données à THRS. Elles permettent aujourd'hui de retracer l'historique de l'évolution des surfaces terrestres avec un niveau de détail élevé.

Les premières photographies aériennes, qui datent de 1858, ont été réalisées à partir de ballons ou de cerf-volants. Son utilisation s'est développée au cours des deux Guerres mondiales à des fins militaires [Provencher & Dubois 2007]. En 1940, le Service Géographique de l'Armée (SGA), en charge des prises de vue aérienne, évolue sous une forme publique et est renommé sous le nom d'Institut Géographique National (IGN). Les photographies aériennes sont alors exploitées pour des applications de cartographie civiles. La première couverture du territoire français a été réalisée après la Seconde Guerre mondiale, entre 1948 et 1952 [Provencher & Dubois 2007]. Les missions ont été effectuées à partir d'avions militaires jusqu'à la fin des années 1980 [Bouiri 2001]. Entretiens, des avions spécialement dédiés à cette fonction ont été utilisés à partir de 1957.

Jusqu'au début des années 1990, les photographies aériennes étaient essentiellement réalisées en noir et blanc dans la partie visible du spectre électromagnétique à partir d'appareils photographiques à chambre simple. En 1942, le film infrarouge est utilisé pour la première fois par l'armée américaine. Il faudra attendre les années 70 pour que les films couleurs fassent leur apparition. Les photographies aériennes analogiques étaient alors traitées manuellement par photo-interprétation.

La guerre froide a eu une influence considérable sur le développement des technologies aérospatiales. Ainsi, le capteur américain Corona constitue le premier satellite d'observation de la Terre [Peebles 1997]. Celui-ci est à mi-chemin entre les plateformes utilisées pour les photographies aériennes et les satellites actuels : il s'agissait d'un capteur analogique qui était placé sur orbite pour une durée limitée à quelques jours. L'engin retombait ensuite sur Terre et les films étaient alors analysés. Entre 1959 et 1972, les missions Corona ont eu pour objectif d'espionner le bloc soviétique (prin-

Chapitre 1. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

cipalement l'URSS et la République populaire de Chine). Ce capteur a produit des photographies restituant des résolutions spatiales de 7.5 m à 1.8 m pour les dernières missions [MacDonald 1995].

Dès 1978, d'autres capteurs espions issus du projet Corona, dont le KH-11, sont équipés de systèmes d'acquisitions non plus analogiques mais numériques qui restituent une résolution spatiale supposée de 15 cm et ne nécessitent plus de retour au sol de l'engin [Peebles 1997]. La réalisation technique des capteurs spatiaux à THRS a ainsi été rendue possible dès la fin des années 1970, mais elle n'a connue que des applications militaires pendant de nombreuses années.

Ainsi, les applications civiles ont longtemps été effectuées à partir d'images acquises par des capteurs spatiaux non pas à THRS, mais à Haute Résolution Spatiale (HRS), où la distance entre deux pixels correspond à une distance réelle située entre 10 et 80 mètres. Le premier satellite pour la Recherche scientifique a été lancé en 1972 grâce au programme Landsat [Leimgruber *et al.* 2005]. Ce capteur numérique, équipé d'un système de radio transmission, dénommé *Earth Resources Technology Satellite* (ERTS) puis renommé Landsat 1, produisait des images multi-spectrales avec une résolution spatiale de 80 m. La télédétection a ensuite connu un véritable essor. Avec la participation d'investisseurs privés, une multitude de capteurs à HRS ont été mis en orbite (Figure 1.3) et de nombreuses images sont vendues pour des applications civiles [Lhomme *et al.* 2003].

Les données acquises par ces capteurs spatiaux à HRS, très différentes des photographies aériennes de par leur volume et leurs caractéristiques, ont suscité le développement d'outils de traitement bien spécifiques et ont donné naissance à la communauté scientifique de télédétection et d'observation de la Terre.

La télédétection était alors différente de la télédétection aérienne dans le sens où les données étaient différentes de par leur résolution spatiale et spectrale (les images satellitaires numériques avec une assez faible résolution spatiale mais avec une bonne résolution spectrale *versus* les photographies aériennes analogiques produites à partir d'émulsions chimiques photosensibles à la lumière visible avec une forte résolution spatiale mais une faible résolution spectrale). Néanmoins, elles restaient complémentaires du fait qu'elles observaient les mêmes surfaces et étaient utilisées pour les mêmes fins.

En 1999, le lancement du capteur Ikonos de la société Space Imaging marque une nouvelle étape dans la télédétection spatiale civile puisqu'il représente l'avènement d'une nouvelle génération de satellites : les satellites à THRS. Avec une résolution spatiale de 1 m, Ikonos fournit des données comparables en précision spatiale à des images aéroportées et les objets géographiques analysables sur une photographie aérienne le sont désormais visibles sur une image satellitaire. Depuis, une autre société américaine, Digital Globe, s'est spécialisée dans les capteurs à THRS avec la mise en orbite satellite du Quickbird en 2002 ; la société SPOT Image a notamment investi ce domaine avec le capteur SPOT 5. La constellation de capteurs à THRS compte à ce jour un peu moins d'une dizaine de satellites et des projets nouveaux sont toujours présents comme les constellations de satellites Pléiades qui devraient être lancées au cours de l'année 2011.

1.2. Les données à THRS : de l'acquisition à l'interprétation

Malgré ce fort développement de l'imagerie satellitale, notons que la photographie aérienne reste largement utilisée. La disponibilité de photographies aériennes couleur s'est généralisée en France au cours des années 1990. L'IGN continue à couvrir l'ensemble de la France avec des mises à jour environ tous les cinq ans [Provencher & Dubois 2007]. Les capteurs ont considérablement évolué et les acquisitions sont désormais réalisées à partir de capteurs numériques depuis 2005 [Lehideux & Philippe 2010].

Plus généralement, les photographies aériennes ne sont pas devenues obsolètes : Elles sont indispensables pour retracer finement l'historique de l'occupation et de l'utilisation des sols sur plusieurs décennies ; elles continuent à fournir des informations complémentaires à celles des images satellitales ; en outre, elles restent très intéressantes pour l'observation sur des petites surfaces, car les missions d'acquisition peuvent être réalisées avec l'utilisation de plateformes moins coûteuses que les avions telles que des ULM ou des drones [Gademer *et al.* 2010].

Depuis le développement des capteurs spatiaux à THRS, la photo-interprétation reste une discipline à part entière. La cartographie automatique des images à THRS à partir d'outils de traitements de l'image évolue mais n'est pas encore parvenue à remplacer le photo-interprète. Actuellement, il y a ainsi un transfert entre les besoins et les compétences des deux disciplines : le spécialiste en traitement d'images a besoin d'outils plus adaptés pour traiter ces données à THRS. D'un autre côté, il lui est nécessaire de comprendre et d'intégrer les compétences du photo-interprète afin de développer des méthodes d'analyses efficaces.

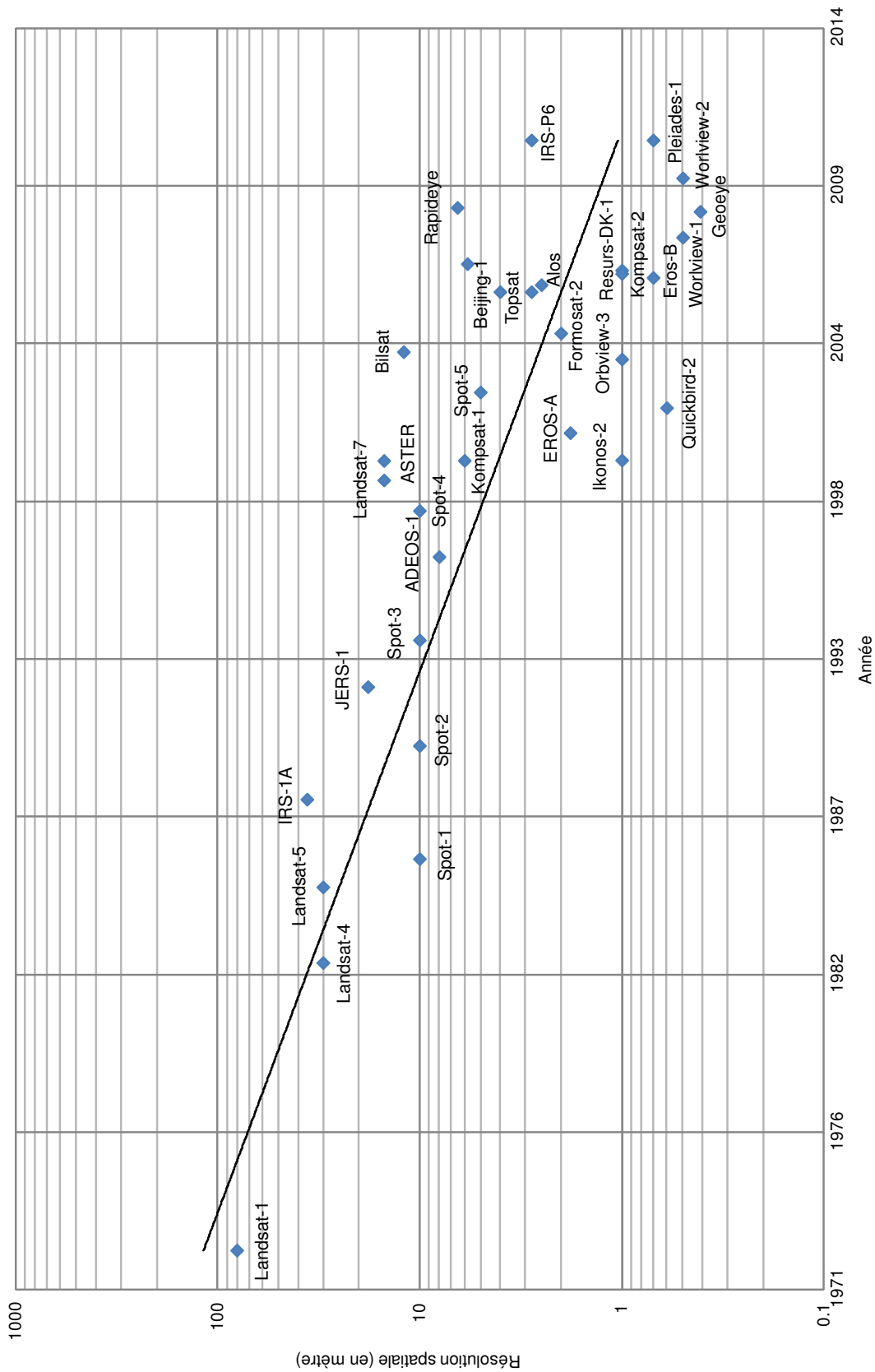


FIGURE 1.3 – Les capteurs spatiaux d’observation de la Terre de 1972 à aujourd’hui : La résolution spatiale des capteurs ne cesse d’augmenter

1.2.2.2 Les photographies aériennes

L'acquisition. Les photographies aériennes sont acquises principalement à partir d'avions. Néanmoins, ce terme inclut toute autre photographie qui a fait l'objet d'une acquisition à partir d'une plateforme aéroportée (drone, ULM, ballon, ...). Une mission d'acquisition est généralement planifiée par plusieurs lignes orientées dans la direction de la largeur du territoire étudié (Figure 1.4). Les prises de vue des clichés sont réalisées de manière à offrir un recouvrement suffisant entre deux clichés successifs pour pouvoir réaliser des analyses en stéréoscopie. Le recouvrement latéral, correspondant à l'acquisition d'une même surface au sol par deux photographies provenant de deux lignes différentes, est généralement de l'ordre de 10 % à 25 % et le recouvrement longitudinal (entre deux prises successives) est d'environ 60 % [Bariou 1978].

Les missions de l'IGN sont généralement prévues sur une période allant du 15 mai au 15 octobre afin de bénéficier du meilleur ensoleillement possible [Bouiri 2001].

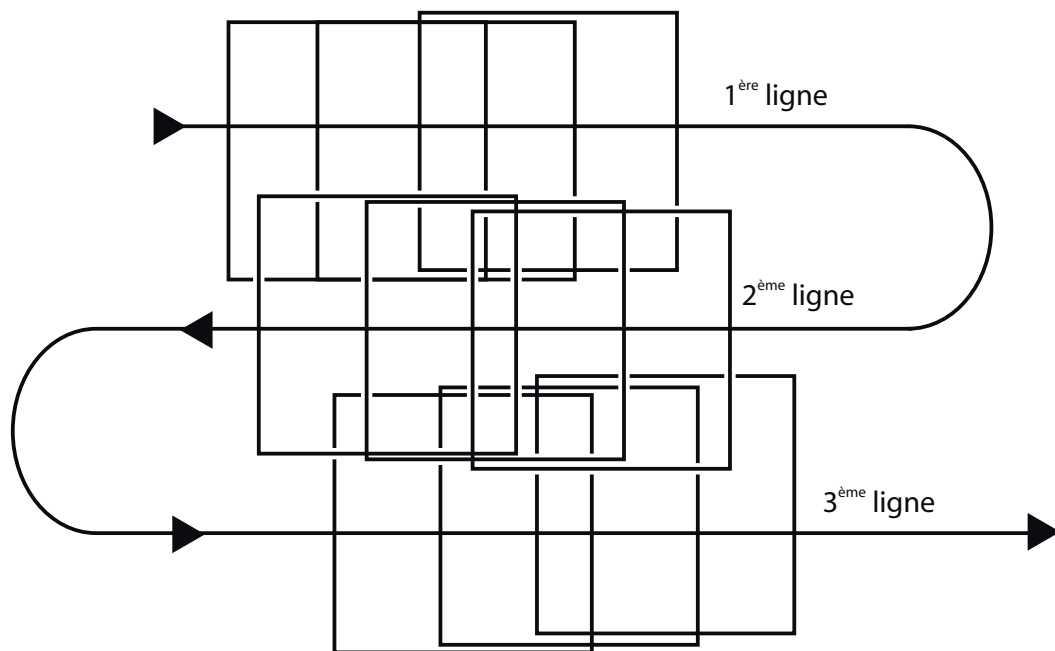


FIGURE 1.4 – Plan de vol d'une mission aéroportée (modifiée de [Bariou 1978])

Des émulsions aux photographies numériques. Les photographies aériennes de type analogique sont des films composés des grains d'halogénure d'argent qui réagissent lors d'une exposition à la lumière. Les émulsions utilisées auparavant étaient de trois types : panchromatique, couleur et infrarouge (Figure 1.5). L'utilisation des photographies couleur ne s'étant généralisée qu'à partir du début des années 1990, les photographies panchromatiques restent les plus employées. Celles-ci ont pour avan-

Chapitre 1. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

tage d'offrir des images plus nettes, plus homogènes et de faciliter les conditions de réalisation.

Les photographies couleur ont un grain plus grossier que l'émulsion panchromatique et donc offrent un pouvoir de résolution plus faible [Bariou 1978]. Dans [Bariou 1978], l'auteur précise que les tirages couleurs sont plus sensibles aux différences colorimétriques entre les photographies lors du tirage. De plus, l'auteur fait état d'une incapacité à reproduire des variations de couleur entre des objets qui présentent une légère différence. Enfin, l'acquisition doit être réalisée à une altitude plus basse que les images panchromatiques car la fidélité de restitution des couleurs diminue avec l'altitude.

Les prises de vue infrarouge sont intéressantes pour la délimitation des différentes unités naturelles (bonne identification des surfaces en eau et de la végétation). Cependant, elles offrent moins d'intérêt pour l'étude des surfaces artificialisées (moindre précision géométrique) et sont particulièrement sensibles aux ombres portées [Bariou 1978].

En France, l'IGN a produit des photographies numériques à partir de 2005 [Lehideux & Philippe 2010]. Le principe d'acquisition est resté le même, seule la pellicule est remplacée par un capteur CCD (Charge-Couple Device) qui convertit le rayonnement électromagnétique en une intensité électrique directement proportionnelle à la quantité de lumière reçue. Cette intensité est ensuite numérisée (c'est-à-dire quantifiée en un nombre fini de valeurs) et est affectée à un pixel. On obtient ainsi une série de nombres, appelée image numérique, qui traduit le rayonnement capté dans la scène. Ce type de données permet de faciliter la conservation de l'information. En effet, les émulsions sont des supports fragiles qui se dégradent après plusieurs années d'utilisation (elles peuvent être rayées, déformées, partiellement déchirées ou peuvent également comporter des impuretés – marques de stylo, traces d'empreintes digitales). Ainsi, une image analogique se dégrade au cours du temps. Lorsque l'image est stockée de manière numérique, alors la reproduction de la série de nombres peut se faire sans erreur. Même si le support vieillit ou est susceptible de se dégrader (pour les raisons mentionnées précédemment), il est toujours possible de reproduire la donnée numérique et ainsi de la conserver sans erreur. Par ailleurs, un autre avantage primordial de ces données numériques provient du fait qu'elles peuvent être traitées numériquement (ouvrant le champ disciplinaire de l'analyse d'images) et intégrées dans un SIG.

Les échelles et la résolution spatiale. L'échelle représente le rapport entre la mesure d'un objet au sol et sa représentation sur la photographie. Plus généralement, on peut calculer l'échelle d'une photographie à partir de l'altitude d'acquisition et la distance focale de l'objectif. Dans le cas de la figure 1.6, l'échelle peut se calculer de la manière suivante :

$$Echelle = \frac{D_c}{D_t} = \frac{f}{H} = \frac{152 \times 10^{-3}}{3800} = \frac{1}{25000} \quad (1.1)$$

1.2. Les données à THRS : de l'acquisition à l'interprétation

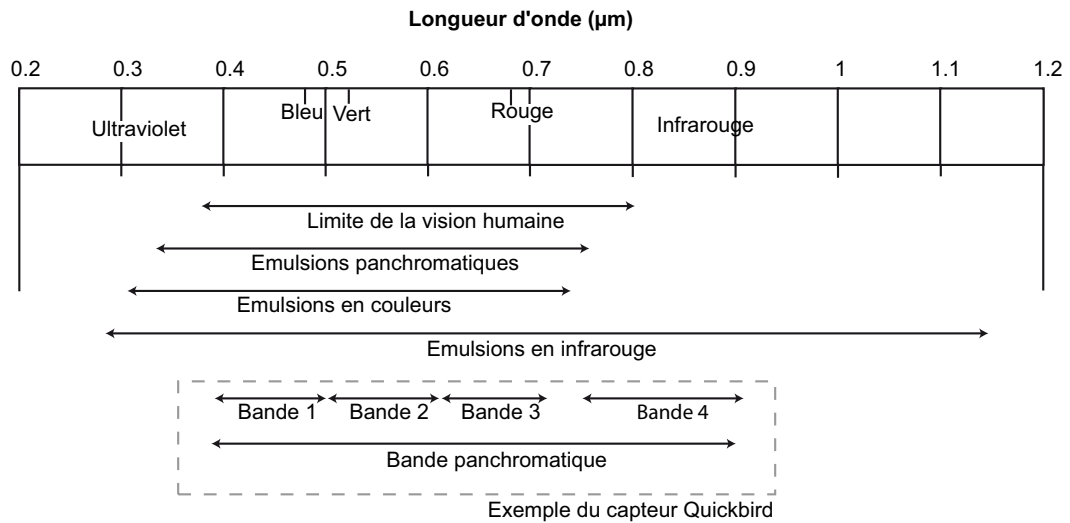


FIGURE 1.5 – Sensibilité spectrale des photographies aériennes et d'un capteur spatial à THRS

où D_c est la dimension d'un objet représenté sur le capteur, D_t est la dimension d'un objet représenté au sol, f est la distance focale du capteur et H est l'altitude d'acquisition (distance entre le capteur et le sol).

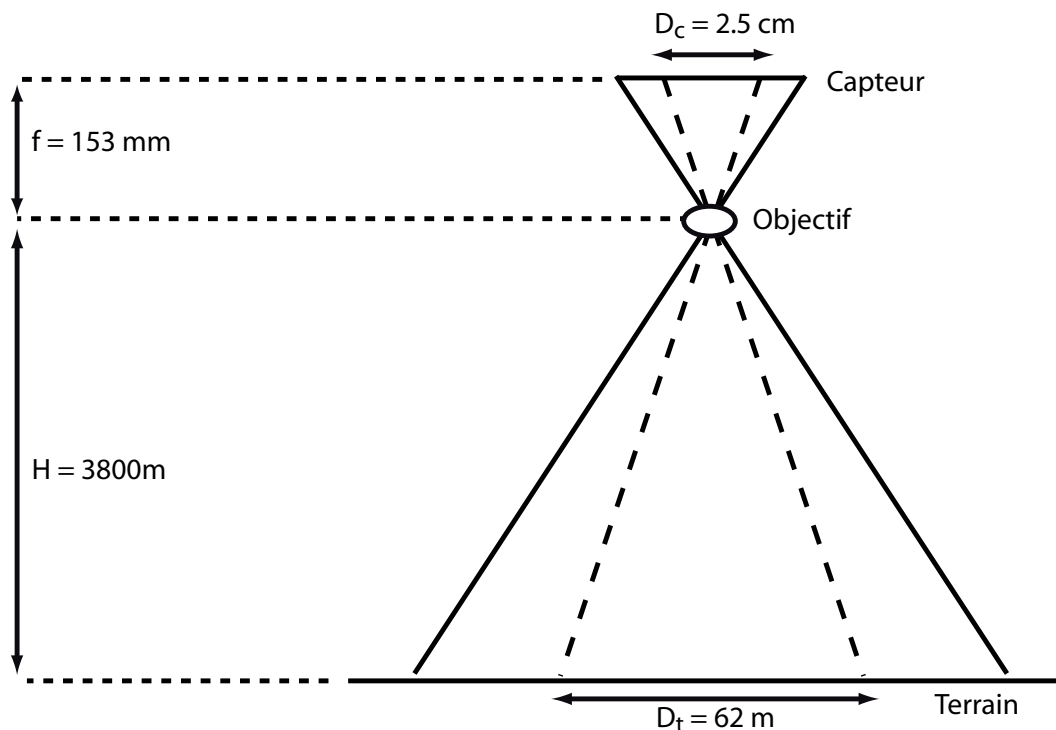


FIGURE 1.6 – Calcul de l'échelle d'une photographie aérienne (modifié de [Provencher & Dubois 2007])

Tableau 1.1 – **Approximation de la résolution spatiale des photographies aériennes numérisées.** La résolution spatiale varie en fonction de l'échelle des photographies aériennes

Échelle	Résolution spatiale
1/5000	≈ 0.22 m
1/8000	≈ 0.34 m
1/10000	≈ 0.42 m
1/14500	≈ 0.61 m
1/20000	≈ 1.06 m
1/30000	≈ 1.27 m

La résolution spatiale des photographies aériennes analogiques dépend en partie de la granulation de la pellicule photographique. Plus les grains d'halogénure d'argent de la pellicule d'argent sont gros et plus le pouvoir séparateur des objets au sol diminue. Dans [Petrie & Kennie 1991], la résolution spatiale d'une photographie aérienne est calculée en tenant compte du type de pellicule et de l'échelle. Cette méthode estime ainsi une résolution d'environ 37.5 cm pour une échelle au 1/20000^{ème} et de 75 cm pour une échelle de 1/30000^{ème}.

Le plus souvent, lorsque nous avons accès à une image analogique, nous n'avons en général pas connaissance des informations sur la pellicule photographique utilisée. Il est alors possible de calculer la résolution spatiale à partir du constat effectué dans [Provencher & Dubois 2007] qui estime la résolution optimale de photo-interprétation à 40 μ m. Comme les photographies sont numérisées, la résolution de numérisation équivalente à cette résolution optimale est alors de 600 pixels par pouce. La définition de cette résolution optimale nous permet ainsi de ne pas sous-échantillonner ou sur-échantillonner la numérisation des photographies et de rester au plus proche de sa représentation réelle. Ensuite, il est possible de déduire la résolution spatiale de chaque photographie à partir de son échelle de cette façon. Quelques exemples de résolution spatiale calculés à partir de cette méthode sont présentés dans le tableau 1.1.

1.2.2.3 Les images satellitales

Les plates-formes. Les satellites à THRS sont placés sur des orbites héliosynchrones, ce qui leur permet de toujours revisiter un même lieu à la même heure. La résolution temporelle est variable suivant les capteurs, elle est d'environ 15 jours en moyenne. Les capteurs à THRS se sont multipliés au cours de ces dix dernières années et constituent à ce jour une source de données incontournable (Figure 1.7).

La résolution spatiale. Ces satellites sont tous équipés de capteurs à barrettes. L'acquisition s'effectue à partir d'une barrette de cellules CCD (Charge-Couple Device), les informations étant acquises le long de la trajectoire de défilement du satellite.

1.2. Les données à THRS : de l'acquisition à l'interprétation

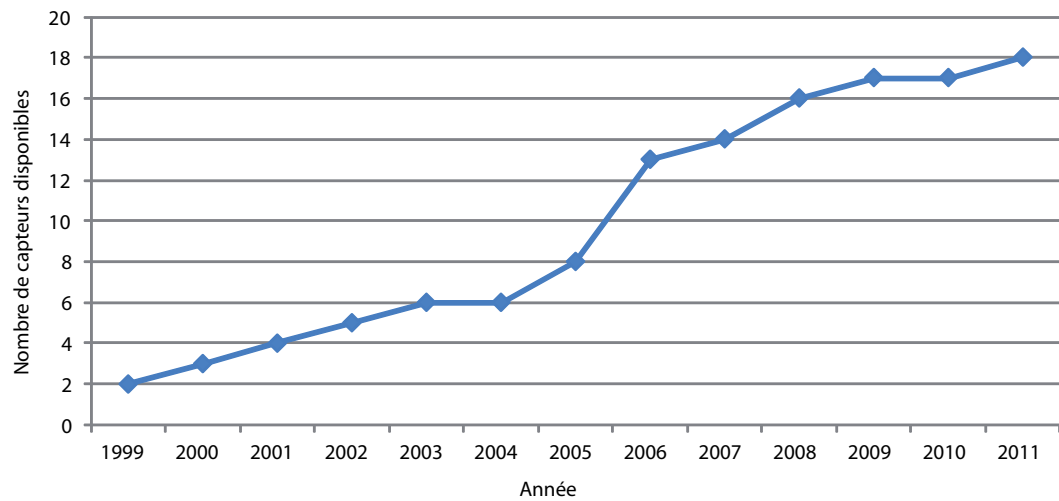


FIGURE 1.7 – Nombre de capteurs à THRS disponibles depuis 1999. Leur nombre a été multiplié par 5 en 10 ans

La largeur du capteur à barrettes détermine ainsi la largeur de la surface observée, que l'on nomme la fauchée. Les fauchées peuvent être variables d'un capteur à un autre et en fonction de la surface étudiée, cette caractéristique étant un paramètre important dans le choix de l'usage d'un capteur plutôt que d'un autre. De manière générale, si l'on considère l'ensemble des capteurs THRS d'une résolution spatiale inférieure ou égale à 5 m (Figure 1.8), on remarque que le gain en résolution spatiale se produit au détriment de la taille de la fauchée.

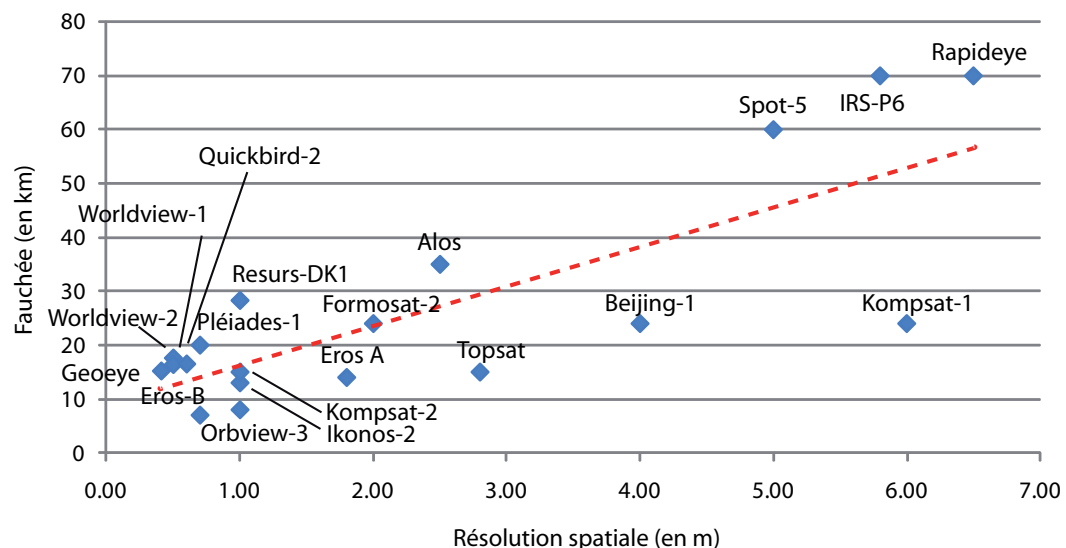


FIGURE 1.8 – Fauchée des satellites à THRS en fonction de leur résolution spatiale. Plus la résolution spatiale est importante et plus la fauchée se réduit

La résolution spectrale. Les capteurs à THRS possèdent une résolution spectrale qui est souvent plus élevée que celle des émulsions photographiques. Afin de conserver une bonne précision géométrique des images tout en assurant une bonne résolution spectrale, les satellites sont souvent équipés de deux capteurs : un panchromatique et un multi-spectral. Contrairement aux photographies aériennes panchromatiques, les images panchromatiques enregistrées par les capteurs spatiaux sont sensibles au proche infrarouge (Figure 1.5), ce qui constitue un atout de taille pour le suivi de la végétation. De plus, il est possible de fusionner les images multi-spectrales et panchromatiques afin d'obtenir une composition dont la résolution spatiale est égale à celle de la donnée panchromatique (voir [Zhang 2004] pour une revue des méthodes de fusion dans ce contexte). Un exemple de fusion d'une image multi-spectrale et d'une image panchromatique enregistrées par le capteur Quickbird à partir d'une analyse en composantes principales est présenté à la figure 1.9.

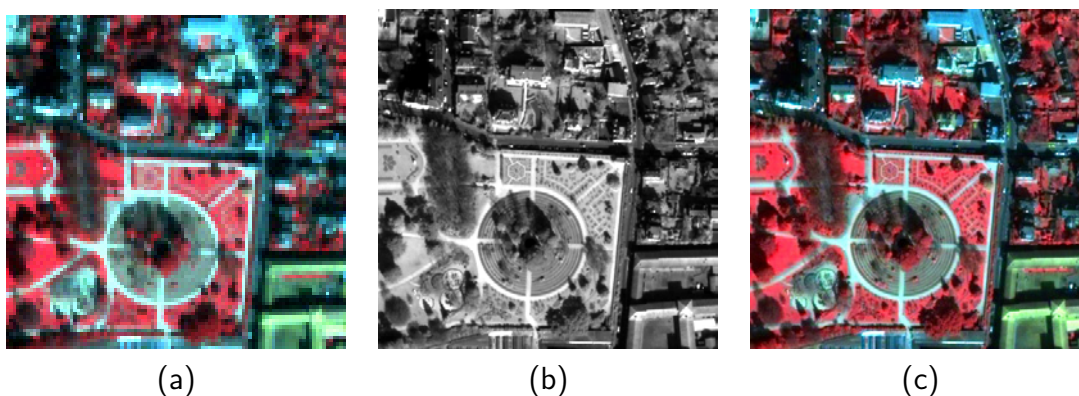


FIGURE 1.9 – Exemple de la fusion d'une image multi-spectrale et d'une image panchromatique à partir du capteur Quickbird : (a) image multispectrale, (b) image panchromatique, (c) image fusionnée

1.2.2.4 Comparaison entre photographies aériennes et images satellites

Contrairement aux capteurs optiques aéroportés, les capteurs spatiaux peuvent faire des acquisitions en déporté, ce qui leur permet d'avoir une plus large résolution temporelle. Néanmoins, sans compter les difficultés liées aux corrections géométriques nécessaires, notons qu'une déportation trop importante par rapport à une acquisition réalisée directement sous le capteur (au nadir) entraîne des effets de perspectives non négligeables (ombres, côtés des bâtiments, ...).

Enfin, la présence d'un couvert nuageux peut ainsi retarder l'acquisition d'un jour à deux semaines selon les caractéristiques d'orbite du satellite. Même s'il est possible de programmer des périodes d'acquisition, l'utilisateur maîtrise moins les conditions d'acquisition d'images satellitaires que de photographies aériennes quand il peut commander des missions aéroportées.

1.2.3 L'interprétation des données à THRS

1.2.3.1 Définition d'un objet géographique

Les images à THRS permettent de représenter les zones d'études avec une grande précision. Il est nécessaire de s'appuyer sur la définition d'un objet géographique afin de mieux analyser les images à THRS.

Dans [Brunet *et al.* 1993], un objet géographique est défini comme une entité qui a une dimension dans l'espace, qui met en jeu des lieux, et qui possède d'intéressantes propriétés fonctionnelles du point de vue de la géographie (par exemple : un réseau, une ville, une région, une montagne, un champ, une distribution spatiale, ...).

Dans [Robin 1995], l'auteur adapte cette définition à la télédétection :

« L'objet géographique est défini, dans le paysage, comme un élément à l'interface hydrosphère-atmosphère, lithosphère-atmosphère ou biosphère-atmosphère. Il est doté d'une surface caractérisée par un ensemble de valeurs radiométriques et est délimité par d'autres éléments caractérisés par d'autres valeurs radiométriques. La forme et l'organisation des valeurs radiométriques de l'élément du paysage sont révélatrices de son identité, au même titre que sa signature spectrale ».

1.2.3.2 La représentation des objets géographiques à partir d'une image numérique

Sur une image numérique, un objet géographique ne peut être correctement représenté que par un groupe de pixels. Une partie de ces pixels, les pixels purs, qui sont généralement situés au centre de l'objet, permettent de caractériser cet objet selon leurs valeurs spectrales (luminance) et leur arrangement spatial (texture). L'objet géographique est aussi représenté par des pixels mixtes, parfois appelés *mixels*, qui délimitent l'objet par rapport à son environnement. Les pixels mixtes regroupent une information spectrale mélangeant l'objet étudié et l'objet adjacent. La précision d'analyse d'un objet géographique repose ainsi sur le rapport entre les pixels purs et les pixels mixtes qu'il contient.

La figure 1.10, proposée par Campbell [Campbell 2006], montre la variation des pixels purs et des pixels mixtes selon la résolution spatiale de l'image. Plus la résolution spatiale de l'image est fine, plus les objets sont constitués d'un nombre important de pixels purs. À l'inverse, le nombre de pixels mixtes devient plus important à mesure que la résolution spatiale devient plus grossière et que la taille des pixels s'approche de la taille des objets. La confusion entre des objets géographiques est très élevée lorsque les objets géographiques sont plus petits que la taille des pixels. Dans le cas des données à THRS, la résolution est suffisamment fine pour que la majorité des objets usuels soient représentés par des pixels purs (cas A de la figure 1.10) ce qui met en évidence les détails de chaque objet. Au sein de l'objet géographique, l'homogénéité des valeurs

numériques des pixels purs varie en fonction de l'hétérogénéité spectrale de l'objet analysé.

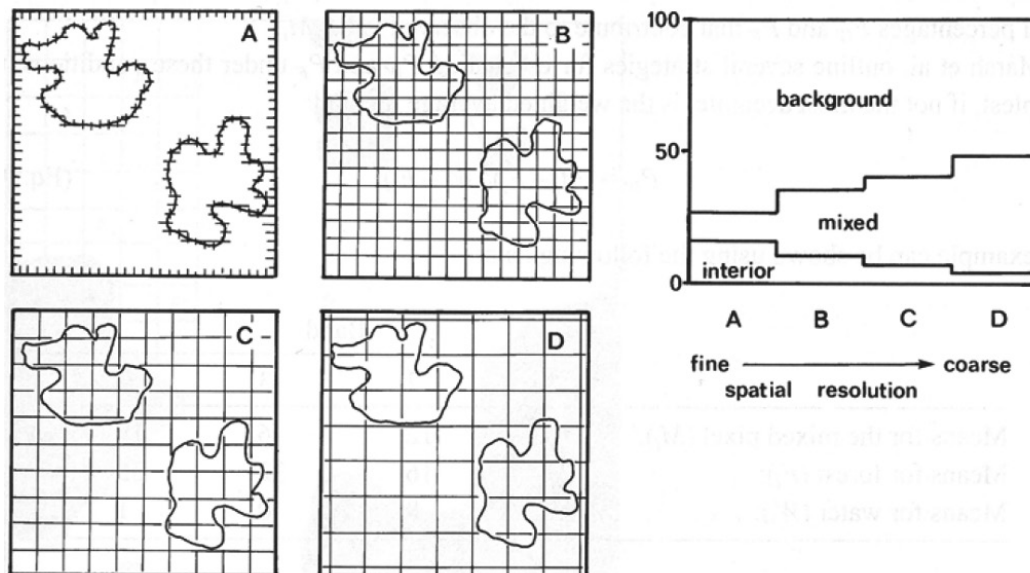


FIGURE 1.10 – Représentation d'un objet en fonction de la résolution spatiale d'une image (dans [Campbell 2006]). De (a) à (d), la résolution devient plus grossière. En conséquence, le nombre de pixels mixtes augmente

Dans [Lhomme *et al.* 2003, Robin 1995], les auteurs définissent trois niveaux d'interprétation en fonction de la résolution spatiale de l'image : la **détection**, l'**identification** et l'**analyse**. Un objet géographique est :

- « détectable » lorsque l'on constate sa présence ;
- « identifiable » lorsque l'on peut le définir ;
- « analysable » lorsque l'on peut le décrire et le différencier d'un objet du même type.

La résolution spatiale de l'image ainsi que la taille des objets étudiés constituent deux paramètres déterminants pour l'analyse des objets.

Dans [Woodcock & Strahler 1987], les auteurs conviennent de l'existence d'une résolution spatiale optimale pour analyser un objet. La méthodologie mise en oeuvre consiste à réduire progressivement la résolution spatiale de l'image en calculant la variance des pixels à partir d'une fenêtre glissante de dimension 3×3 . La résolution spatiale retenue est celle qui présente la variance la plus forte. Les auteurs observent alors que lorsque les pixels sont plus petits que les objets géographiques, la variance est faible car les objets sont représentés par de nombreux pixels purs. La variance atteint ensuite un maximum local lorsque la résolution spatiale s'approche de la taille des objets. Chaque pixel est alors caractéristique de différents objets. Enfin, lorsque la résolution spatiale est plus large que la taille des objets, la variance diminue. Les pixels mixtes sont de plus en plus nombreux et tendent vers une valeur spectrale commune.

1.2. Les données à THRS : de l'acquisition à l'interprétation

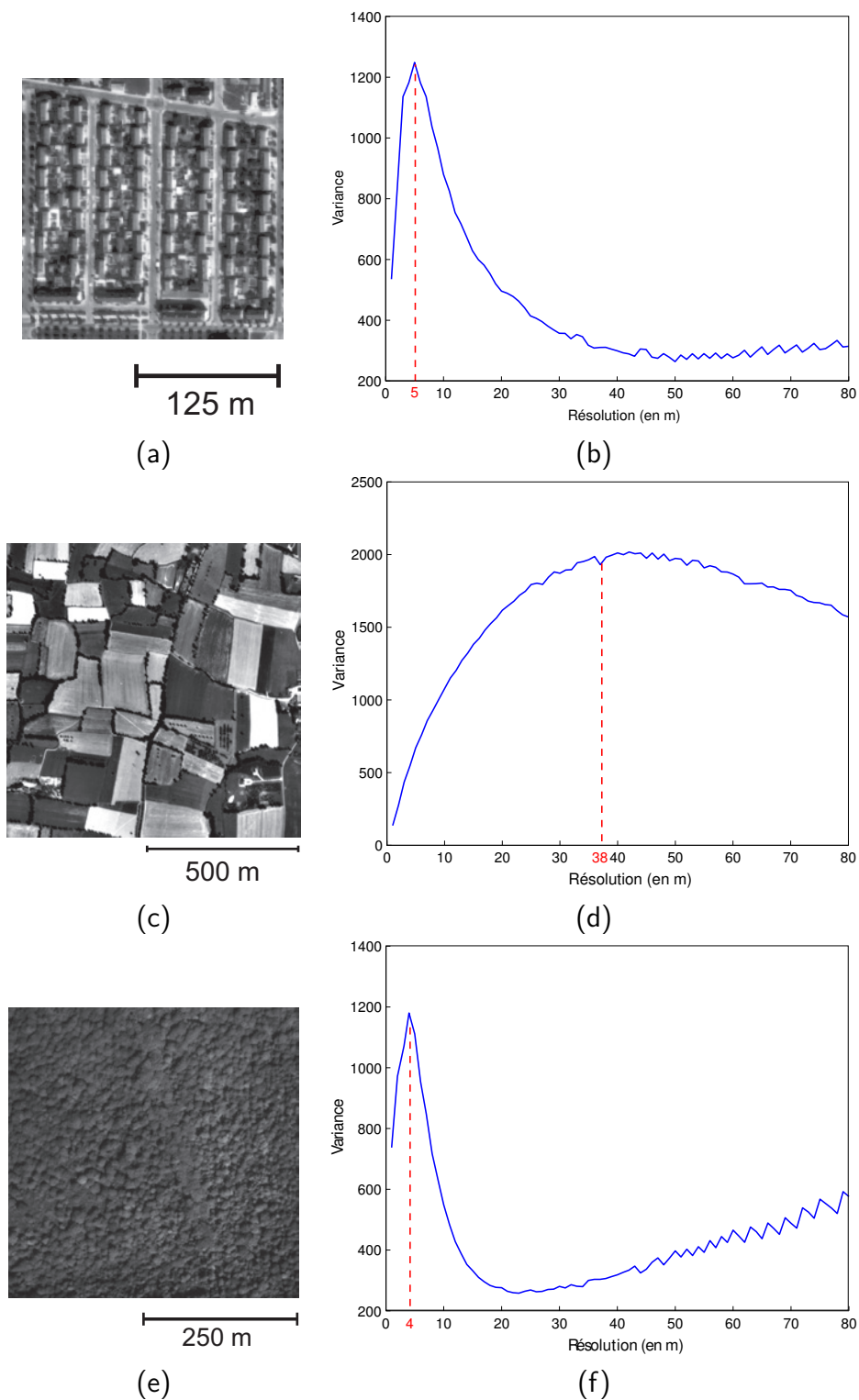


FIGURE 1.11 – Étude de la variance de différents paysages en fonction de la résolution spatiale à partir d'une photographie aérienne de 1978 d'une résolution spatiale de 1 mètre : (a-b) paysage urbain ; (c-d) paysage rural ; (e-f) paysage forestier. Le pic de variance définit la résolution optimale d'identification

Chapitre 1. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

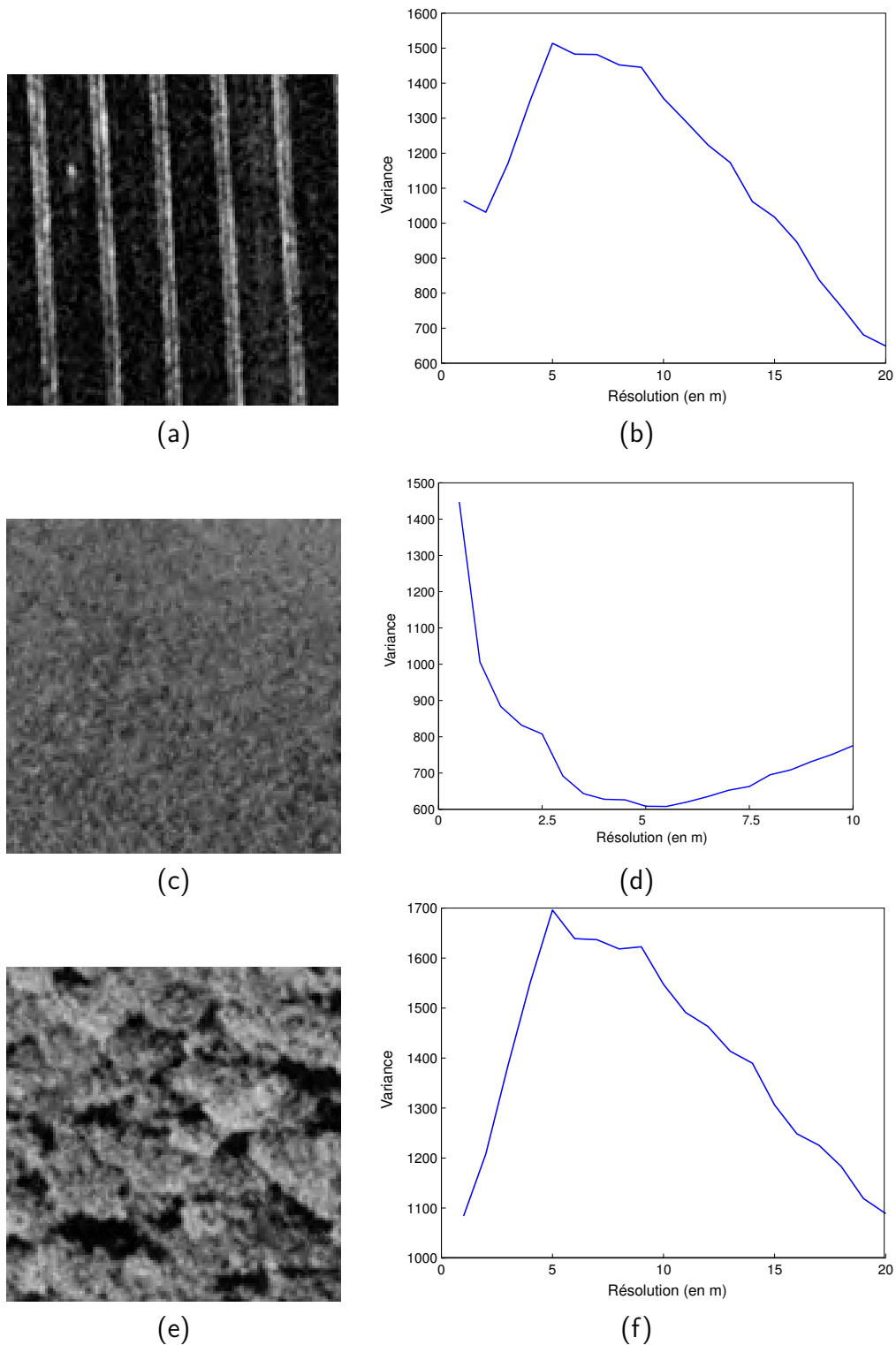


FIGURE 1.12 – Étude de la variance de différents types d'occupation du sol en fonction de leur résolution spatiale à partir d'une photographie aérienne de 2001 d'une résolution spatiale de 0.5m : (a-b) champ de céréales ; (c-d) prairie ; (e-f) forêt. Le pic de variance définit la résolution optimale d'identification

Néanmoins, il faut préciser que les auteurs observent le pic de variance dès lors que les pixels ont une taille comprise entre $\frac{1}{2}$ et $\frac{3}{4}$ de la taille des objets. Cela s'explique par la juxtaposition des pixels qui ne peut correspondre parfaitement au positionnement des objets.

Nous avons reproduit cette méthode sur deux jeux de données représentatifs de deux échelles d'analyses distinctes. Le premier est constitué de trois images de paysages différents (urbain, rural, forestier) de la métropole de Rennes issus de photographies aériennes de 1978 d'une résolution spatiale de 1 m (1ère colonne de la figure 1.11). Le second comporte trois images représentant différents types d'occupation du sol (céréales, prairie, forêt) extraits de photographies aériennes de 2001 d'une résolution de 50 cm (1ère colonne de la figure 1.12). Les résultats de cette analyse sont présentés en deuxième colonne des figures 1.11 et 1.12.

La résolution optimale obtenue pour le milieu urbain et forestier est de 6 et 5 m respectivement. Le pic de variance du milieu rural correspond à une résolution beaucoup plus élevée, aux alentours de 40 mètres. Cela s'explique par la taille des objets qui composent chaque scène : les objets qui constituent le milieu urbain et forestier sont globalement de la même taille et peuvent varier de 6 à 10 m (arbres, maisons, ...), tandis que le milieu rural est principalement représenté par des parcelles d'une dimension variant de 50 à 80 m.

En ce qui concerne les différents types d'occupation des sols (Figure 1.12), les céréales et la forêt présentent une variance maximale pour une résolution spatiale d'environ 5 m alors que la variance de la prairie diminue dès 0.5 m. Dans le cas de la prairie, la variance calculée décroît rapidement pour des résolutions de plus en plus grossières. Ceci est représentatif d'un type d'occupation du sol dont on ne peut distinguer les objets qui le composent (des brins d'herbe dans cet exemple). L'exemple des céréales est différent car, bien que la parcelle soit composée d'épis, elle est surtout caractérisée surtout par les traces de passages d'engins agricoles. Ces dernières, espacées d'environ 5 m, définissent ainsi sa résolution optimale. Enfin, notons que quelle que soit l'échelle d'analyse, la résolution optimale de la forêt est sensiblement la même (4–5 m).

1.2.3.3 La structuration des objets géographiques

Les objets géographiques ont la propriété d'avoir des relations sémantiques à différentes échelles qui leur permet de s'emboîter. Par exemple, dans [Puissant 2003], l'auteure s'intéresse au milieu urbain et définit comme « objet urbain » chaque élément sous-ensemble de l'objet géographique « ville ».

Dans un milieu urbain, un îlot caractérise l'organisation des bâtiments. L'organisation des îlots dépend de la structuration de la voirie, celle-ci étant elle-même dépendante du type de milieu urbain (centre-ville, péri-urbain, ...) ou type de ville (modèle européen, nord américain, ...). En conséquence, la structuration des objets à une échelle donnée caractérise l'objet qui les contient à une échelle d'un niveau supérieur (échelle plus petite).

Chapitre 1. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

Ces représentations aux différentes échelles sont contenues dans les images à THRS. Une étude de la structure des objets géographiques peut alors être réalisée à partir d'un variogramme qui est un outil permettant de mesurer les liens entre les échelles spatiales. Il est par exemple régulièrement utilisé en géostatistique pour la réalisation d'interpolations [Rossi *et al.* 1992].

L'utilisation d'un variogramme repose sur l'hypothèse que les différents objets au sol se distinguent par leur luminance selon une fonction $Z(x_i)$ où i correspond au nombre de pixels de l'image. Pour une direction et une distance données, on définit ainsi le variogramme $\gamma(h)$ dans la direction h par :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} [Z(x_i + h) - Z(x_i)]^2 \quad (1.2)$$

où $n(h)$ est le nombre de paires de pixels et x_i représente l'ensemble des pixels. Plus les valeurs du variogramme sont élevées, plus la différence de luminance entre les pixels est importante. On en déduit ainsi que les pixels n'appartiennent pas aux mêmes objets géographiques.

Ce type d'analyse a déjà été réalisé pour caractériser la structure d'images de télédétection afin de mettre en évidence la taille et la périodicité moyenne des objets qui les composent [Brivio & Zilioli 2001, Cohen *et al.* 1990, Curran 1988, Woodcock *et al.* 1988a, Woodcock *et al.* 1988b]. Nous avons calculé ces variogrammes sur les images précédemment utilisées dans les directions horizontale et verticale. Les résultats sont regroupés dans les figures 1.13 et 1.14 .

Les courbes du variogramme du milieu forestier et du milieu rural suivent la même tendance et sont similaires dans les directions horizontale et verticale. Les structures sont donc isotropes car elles restent identiques quelle que soit leur direction. Elles présentent un effet dit « pépite » : la variance augmente puis se stabilise pour une distance donnée. Cette variance atteint un palier à une distance de 12 m dans le cas du milieu forestier et de 130 m pour le milieu rural. Ces seuils indiquent la distance à laquelle un pixel devient indépendant de son voisin. Ainsi, les arbres qui constituent le milieu forestier sont séparés d'environ 12 m, tandis que le milieu agricole, les parcelles sont séparées de 130 m environ. Quant au milieu urbain, il présente un variogramme particulier (Figure 1.13(b)) : sa structure est anisotrope car les courbes ont un comportement différent dans les directions horizontales et verticales ; alors que la courbe présente un effet pépite dans la direction verticale, la courbe de la direction horizontale comporte des fluctuations périodiques de variance. On peut ainsi définir une fréquence d'environ 60 m qui correspond à la séparation des îlots par la voirie.

Dans le cas des différents types d'occupation des sols (Figure 1.14), on remarque que le sol nu et la forêt ont respectivement un effet pépite pour une distance de 3 pixels (1.5 m) et de 20 pixels (10 m). La structure du champ de céréales est similaire à celle du milieu urbain mais avec un effet encore plus prononcé. Cette anisotropie est dû à l'ensemencement et on peut remarquer que la période séparant chaque ligne de passage d'engin agricole est d'environ 20 pixels (10 m).

1.3. La détection de changements d'occupation des sols à partir d'images à THRS

L'étude des variogrammes nous montre ainsi que l'organisation des objets à une échelle donnée caractérise l'objet à une échelle supérieure et que ces organisations peuvent être mises en évidence à partir d'images à THRS. Il existe une relation évidente entre la taille des objets présentés précédemment et la manière dont ils sont structurés. Néanmoins, l'étude de la structure montre aussi que les objets géographiques peuvent s'organiser de différentes manières en fonction de leur nature. La structure des objets peut en effet être définie par la périodicité et l'isotropie des sous-objets qui les composent.

1.3 La détection de changements d'occupation des sols à partir d'images à THRS

Dans le cadre de la détection de changements appliquée à des images à THRS qui sont caractérisées par une résolution spectrale peu élevée, il convient de revoir les méthodes existantes, d'identifier leurs avantages et inconvénients afin de mieux définir une méthode adaptée aux caractéristiques de ces données. Nous nous intéressons ainsi, dans les sections 1.3.1 et 1.3.2, à l'identification des sources d'erreurs et à une revue des méthodes les plus usuelles.

1.3.1 Les sources d'erreur dans la détection de changements

Dans [Biging *et al.* 1998], les auteurs s'inspirent des travaux de Lunetta *et al.* [Lunetta *et al.* 1991] pour inventorier les sources d'erreurs induites par l'application d'une méthode de détection de changements.

Comme illustré sur la figure 1.15, les sur-détections ou les sous-détections de changements proviennent d'une accumulation d'erreurs dans la chaîne de traitements appliqués aux images.

Ainsi, dès l'acquisition des données, les conditions d'acquisitions (telles que l'angle de prise de vue, l'illumination par le soleil, la composition de l'atmosphère) ont une influence sur la qualité du résultat.

Par ailleurs, dans le cas d'une étude multi-temporelle, la détection des changements est réalisée en fonction des images disponibles en archives. Celles-ci proviennent souvent de différentes sources, la série associant des photographies aériennes de différentes émulsions et à différentes échelles et des images satellitales à THRS. Les caractéristiques des capteurs (comprenant les propriétés de la plateforme, lentille, support de stockage, et les résolutions spectrales et spatiales...) ainsi que leur calibration étant rarement identiques, les données produites ne sont alors pas systématiquement comparables. L'hétérogénéité des données conduit ainsi l'utilisateur à réaliser une série de prétraitements qui influencent à leur tour la qualité des données. Par exemple, le géoréférencement d'une image brute dans un repère géographique, son rééchantillonnage, les opérations de lissage (réduisant le bruit) et les corrections radiométriques sont des trai-

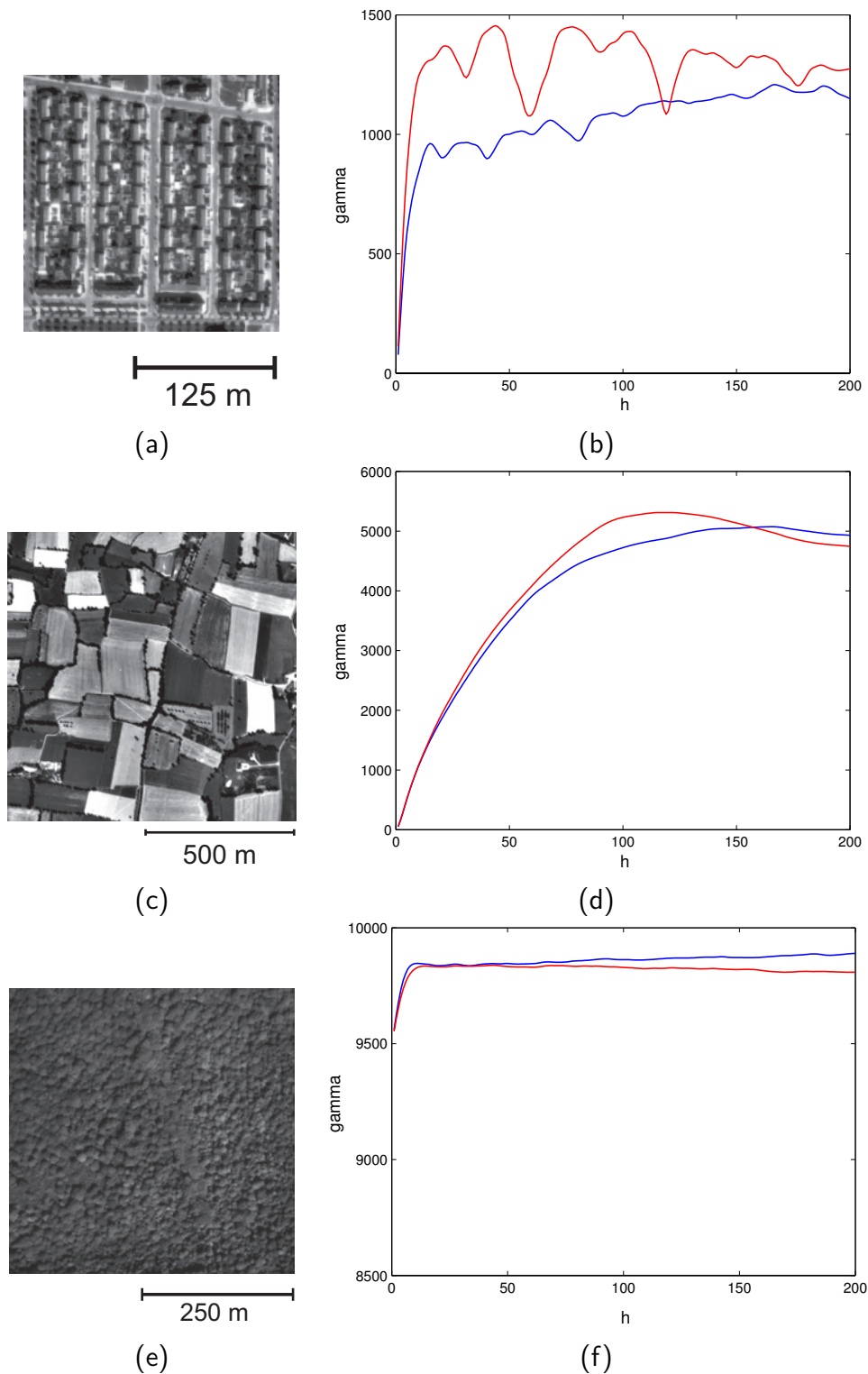


FIGURE 1.13 – Étude de la structure de différents paysages à partir de variogrammes dans les directions horizontale (en rouge) et verticale (en bleu) : (a-b) paysage urbain ; (c-d) paysage rural ; (e-f) paysage forestier. La forme du variogramme caractérise la structure des paysages

1.3. La détection de changements d'occupation des sols à partir d'images à THRS

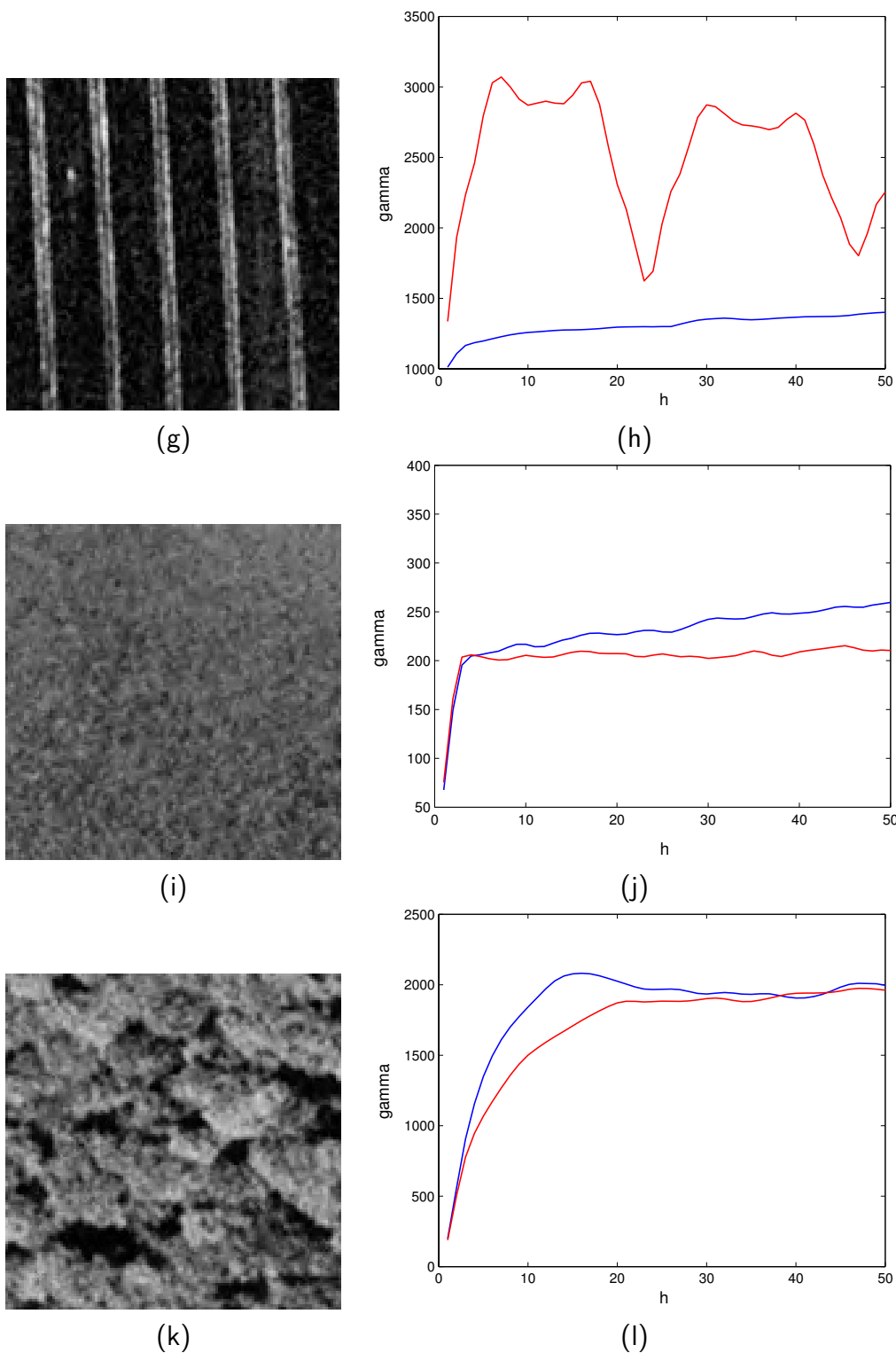


FIGURE 1.14 – Étude de la structure de différents types d'occupation du sol à partir de variogrammes dans les directions horizontale (en rouge) et verticale (en bleu) : (a-b) champ de céréale ; (c-d) prairie ; (e-f) forêt. La forme du variogramme caractérise la structure du type d'occupation du sol

tements couramment réalisés qui chacun contiennent une potentielle source d'erreurs qui affecte le résultat final.

Le choix de la méthode de classification des images influe aussi fortement sur la précision de la détection des changements. Par exemple, une méthode qui traite indépendamment chaque image produit des erreurs qui sont cumulées lors de la phase de post-classification alors qu'une méthode qui analyse l'ensemble des données lors d'une unique opération minimise les erreurs liées à la classification ([Inglada & Mercier 2007]). Enfin, l'évaluation de la qualité du résultat est elle-même soumise à des erreurs (liées aux données et aux méthodes de validation utilisées).

Le choix de la méthode de détection de changements est particulièrement délicat à effectuer quand les changements à identifier sont de faible intensité (modifications d'occupation des sols) ou ont une faible empreinte spatiale. En effet, il est souvent nécessaire de traiter de grands volumes de données pour détecter des changements affectant de petites surfaces, parfois irrégulières et clairsemées [Biging *et al.* 1998, Bruzzone & Prieto 2000a, Strahler *et al.* 2006]. Les changements occasionnés ont un comportement proche d'un bruit inhérent aux images et sont alors très difficiles à identifier. A l'inverse, la présence de bruit dans les données peut tout autant être assimilée à un changement ne correspondant pas à une réalité de terrain.

1.3.2 Les méthodes image-à-image *versus* les méthodes par post-classification

Le choix de la méthode de détection de changement est conditionné par la zone et l'objet étudié, ainsi que par les caractéristiques des données et leur disponibilité. Il existe ainsi une grande variété de méthodes. Dans [Coppin *et al.* 2004, Lu *et al.* 2004], les auteurs ont revu et catégorisé les différentes méthodes existantes selon ces critères. On peut distinguer deux familles de méthodes : les comparaisons **image-à-image** et les comparaisons par **post-classifications**. Parmi ces deux familles, nous pouvons citer les méthodes suivantes :

1.3.2.1 Les comparaisons image-à-image.

Elles regroupent un nombre important de méthodes qui dans la majorité des cas, ne fournit aucune information sur la nature des changements. Ces méthodes, le plus souvent non-supervisées, ne nécessitent pas d'échantillonnage préalable et reposent sur un seuil de changement. Parmi la catégorisation recensées dans [Lu *et al.* 2004], citons les plus connues :

- Les **méthodes algébriques** telles que la soustraction et la division d'images, mais aussi les vecteurs de changement. Dans les deux premières approches, les changements sont identifiés sur l'image des différences (ou l'image des ratios dans le cas d'une division d'images), les pixels dont les valeurs sont faibles sont considérés comme du non-changement alors que les valeurs de pixels plus élevées

1.3. La détection de changements d'occupation des sols à partir d'images à THRS

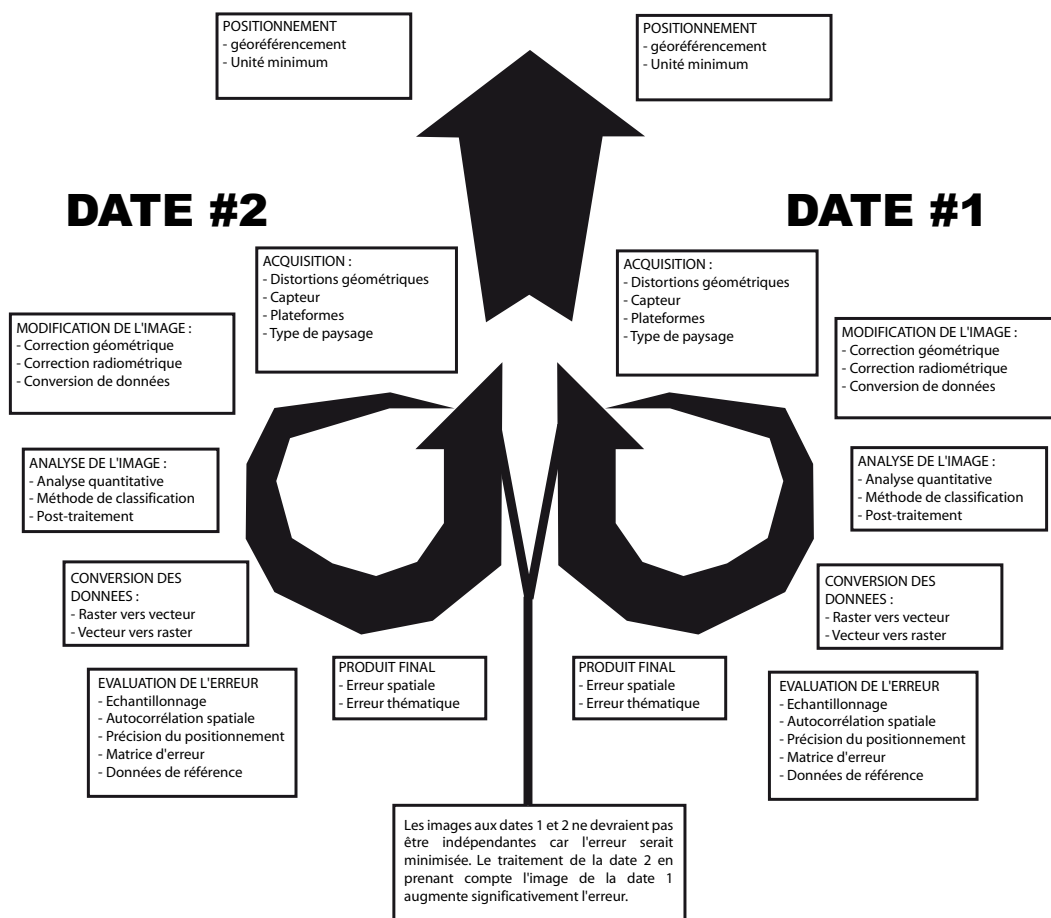


FIGURE 1.15 – Sources d'erreurs dans la procédure de détection de changements par télédétection (modifiée de [Biging *et al.* 1998]). Les erreurs s'accroissent tout au long de la chaîne de traitements

correspondent à un changement [Nelson 1983]. Ces méthodes sont particulièrement simples à mettre en place mais ne caractérisent le changement que par son intensité et non par sa nature. L'analyse par vecteur de changements repose sur la même approche [Bruzzone & Prieto 2000b, Lambin & Strahler 1994]. L'évolution de chaque pixel est représentée par un vecteur de changement correspondant aux couples de leurs valeurs spectrales en t_1 et t_2 . Les vecteurs peuvent alors être représentés dans l'espace spectral : leur intensité permet de détecter la présence de changements, et leur direction distingue différents types de transitions.

- Les **méthodes de transformation** comme les analyses en composantes principales [Richards 1984] ou encore le Tasseled Cap [Crist & Cicone 1984] sont une alternative aux précédentes. Une unique transformation est appliquée simultanément aux deux images et les changements peuvent être séparés et caractérisés à l'aide des composantes résultantes. Dans le cas de l'analyse en composantes principales, les premières composantes extraient l'information la plus redondante : elles correspondent ainsi aux zones de non-changement. Les changements peuvent alors être identifiés dans les composantes suivantes.
- Les **méthodes par classification** consistent à combiner les informations des deux images et à réaliser une unique classification pour détecter les changements. Bien que ces méthodes soient particulièrement intéressantes d'un point de vue pratique, elles ne mettent pas en évidence toutes les transitions d'occupation du sol et nécessitent souvent des seuillages fixés plus ou moins arbitrairement par l'opérateur. D'une part, on peut distinguer les classifications non-supervisées [Hame *et al.* 1998]. Dans [Bruzzone & Serpico 1997], les auteurs font l'hypothèse que les zones de changement suivent une distribution a priori gaussienne et calculent des probabilités de changements à l'aide de l'algorithme Espérance-Maximisation (*expectation-maximization*). On peut aussi citer quelques-unes des classifications supervisées complexes qui ont été mises en oeuvre pour détecter toutes les transitions d'occupation du sol. Par exemple, une méthode supervisée par arbre de décisions a été réalisée par [Weismiller *et al.* 1977] mais les résultats se sont avérés insuffisants par rapport aux données de référence. L'utilisation des réseaux de neurones permet d'obtenir des résultats intéressants comme le montrent par exemple les travaux de Liu et Lathrop en milieu urbain [Liu & Lathrop 2002] ou encore Gopal et Woodcock en milieu forestier [Gopal & Woodcock 1996]. Néanmoins, l'inconvénient de ces méthodes supervisées est l'étape d'apprentissage car elle nécessite un ensemble d'échantillons représentatifs de l'ensemble des transitions. En effet, si l'on se base sur une vérité de terrain, cela est souvent une tâche difficile, voire impossible à réaliser, notamment dans le cas de photographies ou d'images anciennes.

1.3. La détection de changements d'occupation des sols à partir d'images à THRS

1.3.2.2 Les comparaisons par post-classification.

Elles consistent à réaliser une classification indépendante pour chaque image puis de comparer les classifications *a posteriori*. Cette approche est probablement la plus largement utilisée au vu des publications parues récemment sur le suivi de l'occupation du sol par télédétection [Pham *et al.* 2007, Wang *et al.* 2009, Yuan *et al.* 2005]. Elle se distingue par sa capacité à identifier les transitions d'occupation des sols alors que les comparaisons image à image mettent le plus souvent en évidence les zones de changements et de non-changement. De plus, les méthodes par post-classifications ont l'avantage d'être plus robustes aux variations des conditions atmosphériques et des conditions illuminations aux deux dates d'études. Enfin, elles ont l'avantage de pouvoir traiter assez facilement des images provenant de capteurs différents. Les méthodes les plus souvent employées sont supervisées mais peuvent aussi être non-supervisées. En revanche, elles présentent l'inconvénient majeur de cumuler les erreurs produites au niveau de chaque classification et nécessitent aussi le plus souvent des seuillages fixés plus ou moins arbitrairement par l'opérateur.

1.3.3 Les méthodes de détection orientées-objets

Les méthodes précédemment citées s'appliquent en majorité sur des images satellitaires à moyenne ou haute résolution spatiale (par exemple sur des données MODIS, SPOT, LANDSAT...). La détection de changements à partir de données à THRS représente un cas particulier pour lequel l'intégration d'informations spatiales (ou contextuelles) est un paramètre indispensable pour aboutir à de bons résultats, étant donnée la variabilité photométrique existante à l'intérieur d'une même classe. Il est ainsi nécessaire de prendre en compte la dimension spatiale des données à THRS dans des méthodes de détection de changements ou dans les méthodes de classifications à une date.

On parle de méthodes « **pixel-par-pixel** » lorsque celui-ci est défini comme élément de référence pour la classification. L'opération consiste, dans la majorité des applications, à les regrouper selon un critère de ressemblance spectrale [Caloz & Collet 2001]. Le principal inconvénient des méthodes de classification par pixel est qu'elles ne tiennent pas compte des liens spatiaux inhérents aux objets. La résolution spatiale influence ainsi considérablement la qualité de ce type de classification. Dans le cadre d'une utilisation de données à THRS, étant donné que la résolution spectrale des capteurs diminue avec l'augmentation de leur résolution spatiale [Aplin *et al.* 1999, Key *et al.* 2001](cf. section 1.2.2.3) les méthodes « pixel par pixel » s'avèrent inadaptées. Par ailleurs, la variabilité spectrale des pixels définissant les classes d'occupation du sol augmentant en fonction de leur résolution spatiale (cf. section 1.2.3.2), le pixel seul n'est alors plus représentatif d'une classe donnée [Aplin *et al.* 1999, Cushnie 1987, Woodcock & Strahler 1987] et les résultats manquent alors de cohérence spatiale [Blaschke *et al.* 2000, Smith & Fuller 2001]. Ainsi, même si

Chapitre 1. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols en milieu urbain et péri-urbain à partir d'images de télédétection à THRS

le résultat d'une classification pixel par pixel est statistiquement cohérent, il ne l'est pas toujours spatialement [Robin 1995]. Dans [Wang & He 1990], la prise en compte de la texture est considérée comme complémentaire de l'information spectrale. Dans [Smits & Annoni 2000], les auteurs ont établi des distances basées sur une analyse de textures par matrice de cooccurrence et sont parvenus à atteindre un taux d'erreurs comprenant les sous-estimations et les sur-estimations de seulement 15 %. Dans [Inglada & Mercier 2007], les auteurs se basent sur les distributions des pixels dans des fenêtres de voisinage pour effectuer la classification. Bien que ces méthodes fournissent des résultats intéressants, le choix de la dimension de la fenêtre reste discutable. Les objets étant représentés à différentes échelles, il conviendrait de définir une fenêtre pour chaque objet étudié.

En ce qui concerne les méthodes de classification pixel par pixel, des améliorations méthodologiques significatives ont été apportées afin de prendre en compte l'information spatiale des valeurs de chaque pixel. On peut notamment citer les méthodes basées sur la création de nouvelles composantes issues de matrices de cooccurrences [Haralick 1979, Puissant *et al.* 2005] ou l'utilisation de morphologies mathématiques [Benediktsson *et al.* 2003, Dalla Mura *et al.* 2008].

Les approches « orientées-objet » peuvent être de deux ordres : soit le regroupement des pixels en objets repose sur des données auxiliaires numérisées (cartes, documents d'urbanisme, photo-interprétation) [Bruzzone & Prieto 2000a, Smits & Annoni 1999, Walter 2004], soit il s'appuie sur une segmentation au préalable de l'image en régions [Baatz & Schape 2000, Benz *et al.* 2004, Puissant 2003]. Ces méthodes, qui visent à extraire des objets spatialement consistants dans l'image, permettent ainsi de s'affranchir du problème des pixels isolés mal classés. Dans [Bruzzone & Prieto 2000a], les auteurs ont mis en évidence une augmentation significative de la précision des changements détectés en prenant en compte le voisinage de chaque pixel. Dans le cas d'une intégration d'information auxiliaire, la précision des changements détectés dépendra en premier lieu de la précision des documents cartographiques. De même, dans le cas d'une méthode reposant sur une étape de segmentation, cette dernière est déterminante pour la précision des résultats. Les approches « orientées-objet » permettent une caractérisation plus approfondie de chaque classe, la classification peut prendre en compte des informations de texture, de forme et de contexte en plus de l'information spectrale. En conséquence, les classifications par pixels sont progressivement délaissées en faveur des méthodes « orientées-objet » qui représentent une solution plus adéquate pour les images à THRS dans de nombreuses applications [Aguejdad *et al.* 2006, Benz *et al.* 2004, Blaschke *et al.* 2000, Bovolo 2009, Durieux *et al.* 2008, Puissant 2003].

Analyse et caractérisation de la texture dans les images de télédétection

Sommaire

2.1 Généralités sur la texture	43
2.1.1 La notion d'échelle	44
2.1.2 La notion d'isotropie	45
2.2 Méthodes d'analyse et de caractérisation de la texture	46
2.2.1 Analyse statistique	46
2.2.2 Analyse fréquentielle	49
2.3 Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS	57

Le chapitre précédent a mis en évidence la difficulté d'analyser les images à THRS au niveau du pixel. Pour ce type de données, une analyse au niveau des objets géographiques paraît plus adaptée. Il est ainsi nécessaire de se doter d'outils de caractérisation de la distribution spatiale de la photométrie à l'intérieur d'un même objet géographique. C'est la notion de texture. Cette partie est consacrée à la description et l'analyse de la texture d'une image. Nous la définissons tout d'abord avant d'effectuer une revue succincte des méthodes d'analyse utilisées en télédétection. Enfin, nous présentons la méthode de description qui sera utilisée dans toutes les étapes de traitement de ce travail.

2.1 Généralités sur la texture

L'analyse de la texture reste un problème ouvert dans le domaine de la vision par ordinateur. Il n'existe pas de définition mathématique exacte de la texture qui résulte plutôt d'une perception cohérente d'une entité observée dans une image. Par exemple, dans [Maitre 2003], la texture est définie de la manière suivante :

« Une texture est un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène, c'est-à-dire formant un tout pour un observateur. »

Bien que la perception d'une texture donnée soit évidente pour l'observateur, elle reste très difficile à représenter mathématiquement : d'une part, il n'est pas trivial de représenter les liens spatiaux qui existent au sein d'un même objet, et d'autre part, définir des descripteurs qui assurent une invariance par changement d'échelle, d'orientation, d'éclairage, de couleur, etc. (comme c'est le cas pour l'interprétation humaine) est une tâche délicate. En conséquence, un nombre important de définitions et d'approches associées ont été développées pour des applications spécifiques [Tuceryan & Jain 1998]. Nous détaillons quelques-unes de ces méthodes dans la suite de ce chapitre.

2.1.1 La notion d'échelle

En photo-interprétation, certains auteurs distinguent la **texture** de la **structure**. La différence entre ces deux termes correspond à une notion d'échelle. Dans [Provencher & Dubois 2007], la texture correspond à l'arrangement et à la dimension des micro-éléments qui constituent un objet.

La **structure** correspond à l'arrangement des macro-éléments qui constituent un objet ou à l'arrangement des objets entre eux. Les micro-éléments correspondent à des pixels ou petits groupes de pixels qui ne peuvent représenter précisément un objet ou une surface. Au contraire, les macro-éléments formés exclusivement de groupes de pixels représentent parfaitement un objet ou une surface. Dans [Caloz & Collet 2001], la structure se réfère davantage aux lignes de l'image marquant une transition entre deux régions ou deux catégories d'occupation du sol par une forte variation de luminosité. Enfin, les photo-interprètes ont élaboré une base de reconnaissance des textures et structures pour aider à la photo-interprétation. Ces définitions restent néanmoins ambiguës car il n'y a parfois pas de limite franche entre texture et structure. Ces termes peuvent être interprétés différemment en fonction du sujet étudié. Dans [Provencher & Dubois 2007], les photo-interprètes mettent en évidence cette difficulté à partir de la texture grossière d'une forêt. Son effet ponctué peut ainsi être considéré comme une texture ou une structure en fonction de l'échelle d'étude. Il y a ainsi une difficulté à définir lequel de l'arbre ou de la forêt est considéré comme objet élémentaire. En conséquence, la définition de structure est davantage dépendante de la résolution spatiale des images que des objets géographiques.

Dans le cas du traitement d'images numériques, on admet que la **texture** relève particulièrement de l'arrangement spatial des pixels alors que la **structure** relève de l'organisation de groupes de pixels. Si l'on souhaite caractériser un objet géographique, ces notions sont donc très proches.

Dans la suite de ce travail, on considère que l'analyse de la texture regroupe à la fois l'analyse de la texture et de la structure. On définit par **micro-texture** une texture caractérisant les détails les plus fins de l'image et par **macro-texture** une texture représentant les détails les plus grossiers de l'image. Dans les images à THRS, un type d'occupation du sol possède bien souvent sa propre texture (à l'échelle micro ou macro). Ainsi, la micro-texture ne conditionne pas forcément la macro-texture et

2.1. Généralités sur la texture

réciroquement. Par exemple sur la figure 2.1(c), un champ de céréales est composé à la fois d'une micro-texture isotrope représentant l'organisation des plantes et d'une macro-texture anisotrope représentant les traces de passage des engins agricoles.

2.1.2 La notion d'isotropie

La répartition spatiale des pixels qui composent une texture peut être définie de deux manières :

- Soit on observe une périodicité dans la texture, c'est-à-dire une répétition régulière d'un motif dans une ou plusieurs directions (Figure 2.1(b-c)). La texture est alors dite **anisotrope**, ces propriétés étant dépendantes de la direction.
- Soit la répartition est totalement aléatoire et ne privilégie pas une direction particulière (Figure 2.1(a) et (d)). Dans ce cas, on définit la texture comme **isotrope** (ou encore **homogène**), l'isotropie se caractérisant comme l'invariance des propriétés en fonction de la direction.

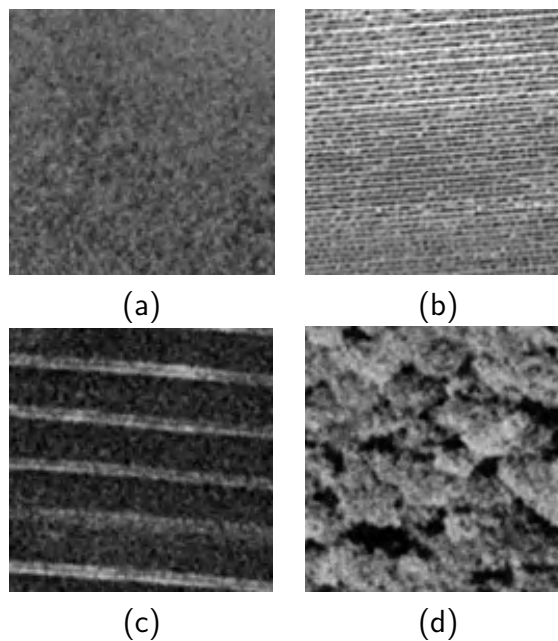


FIGURE 2.1 – Exemples de textures de différents types d'occupation du sol extraits de photographies aériennes (résolution spatiale = 0.5×0.5 cm) : (a) prairie, micro-texture de type isotrope ; (b) vigne, micro-texture de type anisotrope ; (c) céréales, macro-texture de type anisotrope ; (d) forêt, macro-texture de type isotrope

2.2 Méthodes d'analyse et de caractérisation de la texture

Il existe de nombreuses méthodes pour analyser les textures. On regroupe souvent ces méthodes en trois familles : les approches statistiques, les approches fréquentielles, les approches par modèles.

Le lecteur trouvera une présentation de ces différentes méthodes dans [Randen & Husoy 1999, Sonka *et al.* 1993, Tuceryan & Jain 1998]. La section suivante présente de manière plus approfondie les **approches statistiques** et **fréquentielles** qui sont les méthodes les plus utilisées dans le cadre de l'analyse d'images de télédétection car elles ont un champ d'application plus étendu que les approches par modèles, qui se réfèrent bien souvent à une famille de texture particulière. À travers la présentation des propriétés de ces différentes méthodes d'analyse, nous justifierons notre choix d'une approche fréquentielle avec l'utilisation de la transformée d'ondelettes pour l'analyse des images à THRS.

2.2.1 Analyse statistique

2.2.1.1 Les statistiques basées sur les histogrammes

Il est possible de caractériser une texture donnée selon des mesures statistiques calculées à partir de sa distribution de niveaux de gris. Ces mesures statistiques sont généralement d'ordre 1 (moyenne), 2 (variance), 3 (skewness) ou 4 (kurtosis). Bien qu'efficaces, ces mesures statistiques s'avèrent souvent limitées en pratique car elles ne sont pas assez discriminantes.

2.2.1.2 Les statistiques basées sur les couples de pixels : les matrices de cooccurrence

Afin de prendre en considération l'état de deux pixels simultanément, on réalise une **matrice de cooccurrence** C [Haralick *et al.* 1973]. Soit une image de dimension N ayant n niveaux de gris, la matrice de cooccurrence C est de dimension $N \times N$ et chaque élément $p(i, j)$ (équation (2.1)) est défini pour une **distance** d et une **direction** θ par le nombre de couples de valeurs (i, j) séparés par une distance d dans la direction θ présents dans l'image.

$$C = \begin{bmatrix} p(1, 1) & p(1, 2) & p(1, j) & \cdots & p(1, N) \\ p(2, 1) & p(2, 2) & p(2, j) & \cdots & p(2, N) \\ p(i, 1) & p(i, 2) & p(i, j) & \cdots & p(i, N) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ p(N, 1) & p(N, 2) & p(N, j) & \cdots & p(N, N) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

La matrice C est donc liée à la probabilité des combinaisons des couples $p(i, j)$

2.2. Méthodes d'analyse et de caractérisation de la texture

pouvant se produire. En raison du fait que le système visuel humain ne distingue pas deux niveaux de gris trop proches, il est en général préférable de représenter la matrice de cooccurrence sur un nombre limité de valeurs (entre 8 et 64 niveaux par exemple) pour avoir une meilleure représentation de la texture [Maitre 2003].

Les figures 2.2 et 2.3 présentent le calcul d'une matrice de cooccurrence et une application à différents types d'occupation du sol. Les matrices de cooccurrence de la prairie ((d)) et de la céréale ((e)) sont différentes. Il convient de remarquer, du fait de leur différence de luminance, que les fortes cooccurrences ne se situent pas aux mêmes points de la matrice. Dans le cas de la prairie, les cooccurrences sont variées ce qui caractérise la distribution aléatoire des pixels de l'image. À l'inverse dans l'exemple du champ de céréales, les cooccurrences se concentrent en quelques points et mettent en évidence le regroupement des pixels de valeurs proches. Dans le dernier exemple ((f)), la matrice de cooccurrence est la combinaison des deux textures précédentes. Au vu de cette matrice, on peut émettre l'hypothèse qu'elle est représentative de la texture de deux objets distincts, néanmoins elle ne fournit aucun renseignement sur la localisation de ces derniers.

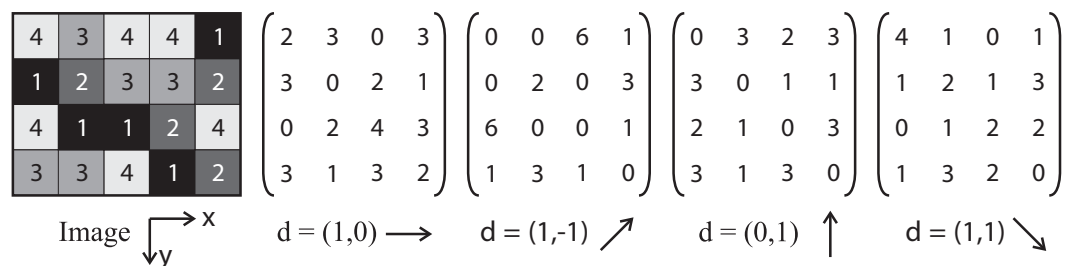


FIGURE 2.2 – Exemple de calcul de matrices de cooccurrence à partir d'une image de dimension 4×5 ayant 4 niveaux de gris (dans [Delenne 2006])

La matrice peut être calculée globalement à partir d'une image ou localement à l'aide d'une **fenêtre d'analyse**. Afin d'interpréter la matrice de cooccurrence, un certain nombre d'**indices** ont été créés tels que l'énergie, le contraste, la corrélation qui peuvent mettre en évidence l'échelle ou l'isotropie d'une texture [Haralick *et al.* 1973]. La caractérisation des textures peut aussi être réalisée par l'étude des distributions des coefficients de chaque matrice de cooccurrence [Karoui *et al.* 2008].

Les matrices de cooccurrence ont l'avantage de discriminer des textures qui ont des histogrammes identiques. Par exemple, les figures 2.4 (a-b) présentent deux textures qui peuvent être discriminées par cette méthode : les textures (a) et (b) ont les mêmes valeurs de luminance, seul l'arrangement spatial de ces valeurs les distingue. Cependant, les matrices de cooccurrence ne peuvent pas caractériser tous les types de texture [Gagalowicz & Tournier Lasserre 1986]. Pour illustrer ceci, la figure 2.5 présente un cas particulier de texture qui ne peut être distinguée par cette approche. Ce motif a été transposé verticalement et ni la direction θ ni la distance d d'analyse ne peuvent les discriminer. Cette approche reste, toutefois, adaptée à la description des textures na-

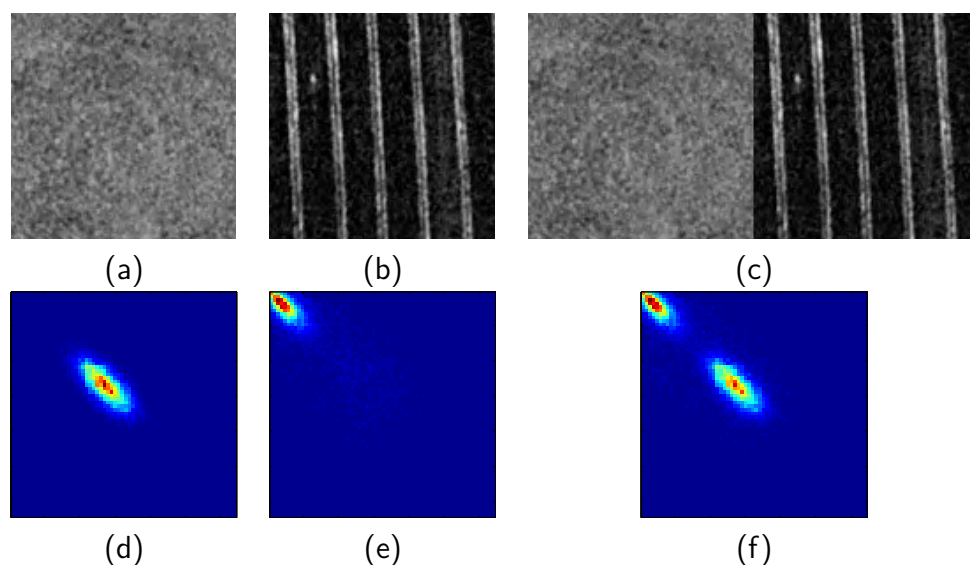


FIGURE 2.3 – **Exemple de matrices de cooccurrence.** (a) : prairie ; (b) : céréale ; (c) : prairie + céréale ; (d, e, f) : représentation de leur matrices de cooccurrence en 32 niveaux de gris pour $\theta = 90^\circ$ et $d = 1$

turelles et compte parmi les méthodes les plus utilisées. Ses applications en télédétection sont nombreuses [De lenne *et al.* 2008, Ferro & Warner 2002, Herold *et al.* 2003, Karoui *et al.* 2008, Maenpaa 2003, Marceau *et al.* 1990, Narasimha Rao *et al.* 2002, Ouma *et al.* 2008, Puissant *et al.* 2005, Yu *et al.* 2006].

L'inconvénient de cette approche réside dans son utilisation peu pratique. Elle nécessite, en effet, la définition de nombreux paramètres : choix des directions d'analyse, des distances séparant les couples, de la taille de la fenêtre d'analyse et des indices pour interpréter la matrice. Enfin, même si les résultats dépendent peu de la taille de la fenêtre d'analyse, il reste difficile de suivre localement l'évolution d'une texture [Germain 1997].

2.2.2 Analyse fréquentielle

2.2.2.1 Notions de signal

Pour faciliter la compréhension des méthodes présentées dans les sections suivantes, on présente des illustrations à partir de signaux à une dimension (1D). L'application aux images repose sur le même principe étendu au cas bidimensionnels (2D).

Considérons un signal numérique 1D obtenu par extraction de la suite de nombres (provenant, par exemple d'une ligne de l'image, le signal évoluant dans ce cas dans l'espace et non dans le temps). La figure 2.6 représente la variation des niveaux de gris de la 60^{ème} ligne d'une image donnée. On remarque que la texture anisotrope se comporte comme un signal plus ou moins périodique où la séparation de deux voies de passage de l'engin agricole correspond à la période du signal.

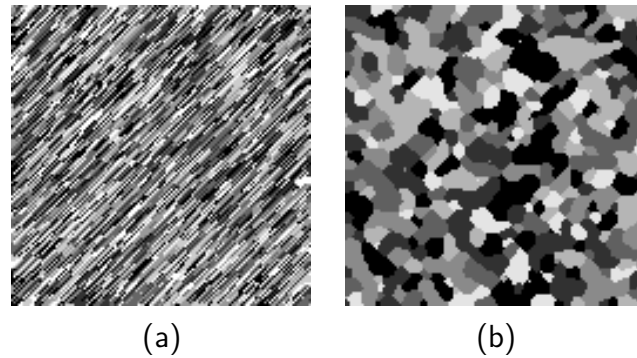


FIGURE 2.4 – Exemple de deux textures dont les distributions de niveaux de gris sont identiques (dans [Germain 1997]). (a) : texture anisotrope; (b) : texture isotrope. Contrairement aux méthodes statistiques basées les histogrammes, les matrices de cooccurrence reposent sur l'arrangement des pixels et peuvent distinguer ces deux exemples.

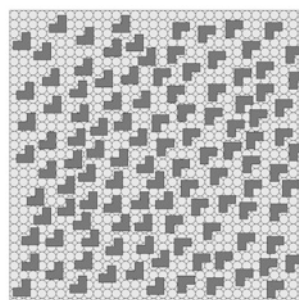


FIGURE 2.5 – Exemple de textures qui ne peuvent pas être distinguées par les matrices de cooccurrence (dans [Maitre 2003]). Le motif a été transposé verticalement et ni la direction θ ni la distance d d'analyse ne peuvent les discriminer

Pour caractériser un signal, il est possible de le décomposer selon différentes méthodes (dans l'espace des fréquences ou dans d'autres bases comme les splines, les ondelettes, ...) où la valeur de chaque composante est plus significative et est directement exploitable en vue de sa caractérisation. Parmi ces méthodes de décomposition, les analyses fréquentielles telles que la transformée de Fourier ou les transformées en ondelettes sont principalement utilisées.

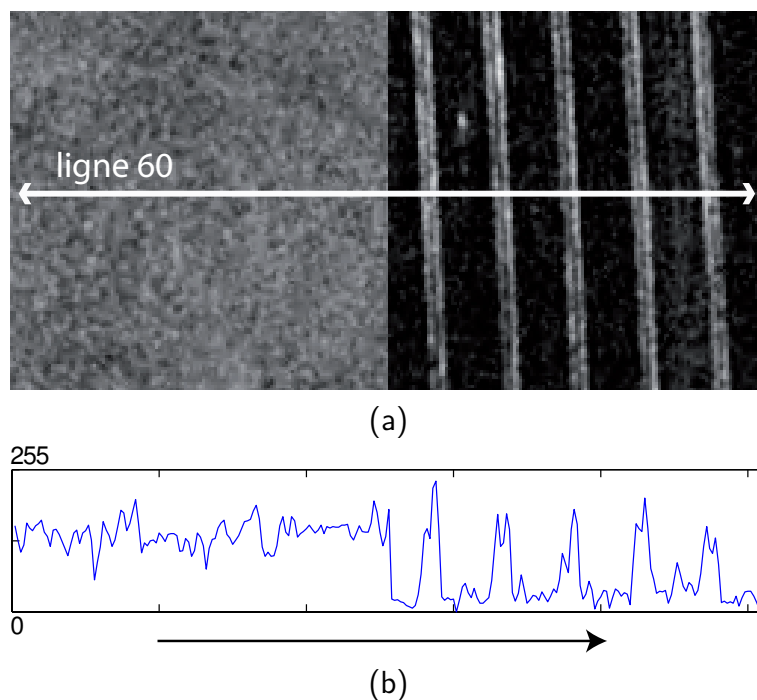


FIGURE 2.6 – Représentation d’une ligne d’une image comme un signal à une dimension

2.2.2.2 Transformée de Fourier

La **transformée de Fourier** représente un signal périodique $f(t)$ en un signal défini dans l'espace des fréquences k par :

$$\hat{f}(k) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)e^{-jkt} dt \quad (2.2)$$

où j est la variable imaginaire pure. La variable k est la variable fréquentielle, elle correspond aux différentes fréquences contenues dans le signal (la valeur $k = 0$ correspondant à sa moyenne).

Cette transformation est donc intéressante car elle permet une **visualisation des différentes fréquences** contenues dans un signal.

La transformée de Fourier est **réversible**. Les coefficients $f(k)$ permettent de reconstruire le signal original $f(t)$ de la manière suivante :

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{f}(k) e^{jkt} dk \quad (2.3)$$

Appliquée à une image numérique $I(x, y)$, la transformée $\hat{I}(k, l)$ et son inverse s'expriment respectivement par :

$$\hat{I}(k, l) = \frac{1}{NM} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{M-1} I(x, y) e^{-j2\pi(\frac{xk}{N} + \frac{yl}{M})} \quad (2.4)$$

$$I(x, y) = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} \hat{I}(k, l) e^{j2\pi(\frac{xk}{N} + \frac{yl}{M})} \quad (2.5)$$

L'**interprétation d'un signal** à partir de la transformée de Fourier est réalisée à partir de ses coefficients $\hat{f}(k)$ dans le cas 1D et $\hat{I}(x, y)$ dans le cas 2D. Les coefficients sont généralement représentés à partir du **spectre de Fourier** (ou spectrogramme). Celui-ci représente la norme des coefficients au carré, soit $|\hat{f}(k)|^2$ et $|\hat{I}(x, y)|^2$ dans le cas 2D. Le spectre fournit ainsi une valeur d'énergie pour chaque fréquence. La figure 2.7 propose une illustration de la décomposition du signal 1D correspondant à la ligne de l'image présentée à la figure 2.6. Le signal est d'abord décomposé puis reconstruit en n'utilisant que certaines fréquences. Le spectre de Fourier, illustré en (b), représente l'amplitude de chacune de ces fréquences constituant le signal (les fréquences les plus basses se trouvent proches de l'origine et les plus élevées aux extrémités).

Dans le cas d'une application à un signal 2D, le spectre correspondant est une matrice de même dimension que l'image originale. Les coefficients x sont représentés en lignes et les coefficients y en colonnes sur une échelle logarithmique. Le spectre de Fourier a ainsi la particularité de représenter les fréquences de l'image quelle que soit leur direction.

La figure 2.8 présente des exemples de spectres de Fourier pour différents types d'occupation du sol. À chaque texture correspond un spectre spécifique et on peut facilement caractériser l'isotropie d'une texture. Dans le cas d'une texture anisotrope (Figure 2.8 (c) et (d)), les fortes valeurs du spectre forment un axe (représentatif des hautes fréquences dans une direction privilégiée). À l'inverse dans le cas d'une texture isotrope (Figure 2.8 (a) et (b)), les fortes valeurs du spectre sont diffuses. Dans le cas d'une image qui représente deux objets de différente texture ((e) et (f)), il est intéressant de voir que son spectre ne permet pas d'identifier la présence des deux objets mais il indique seulement que toutes les fréquences contenues dans ces objets sont présentes dans l'image. Cet exemple met en évidence l'inconvénient majeur de cette approche. La transformée de Fourier s'applique à la totalité de l'image et son spectre ne permet pas de localiser spatialement les caractéristiques de l'image.

Une solution pour « spatialiser » la transformée de Fourier consiste alors à appliquer un ensemble de transformée de Fourier à partir d'une **fenêtre d'analyse** [Gabor 1946].

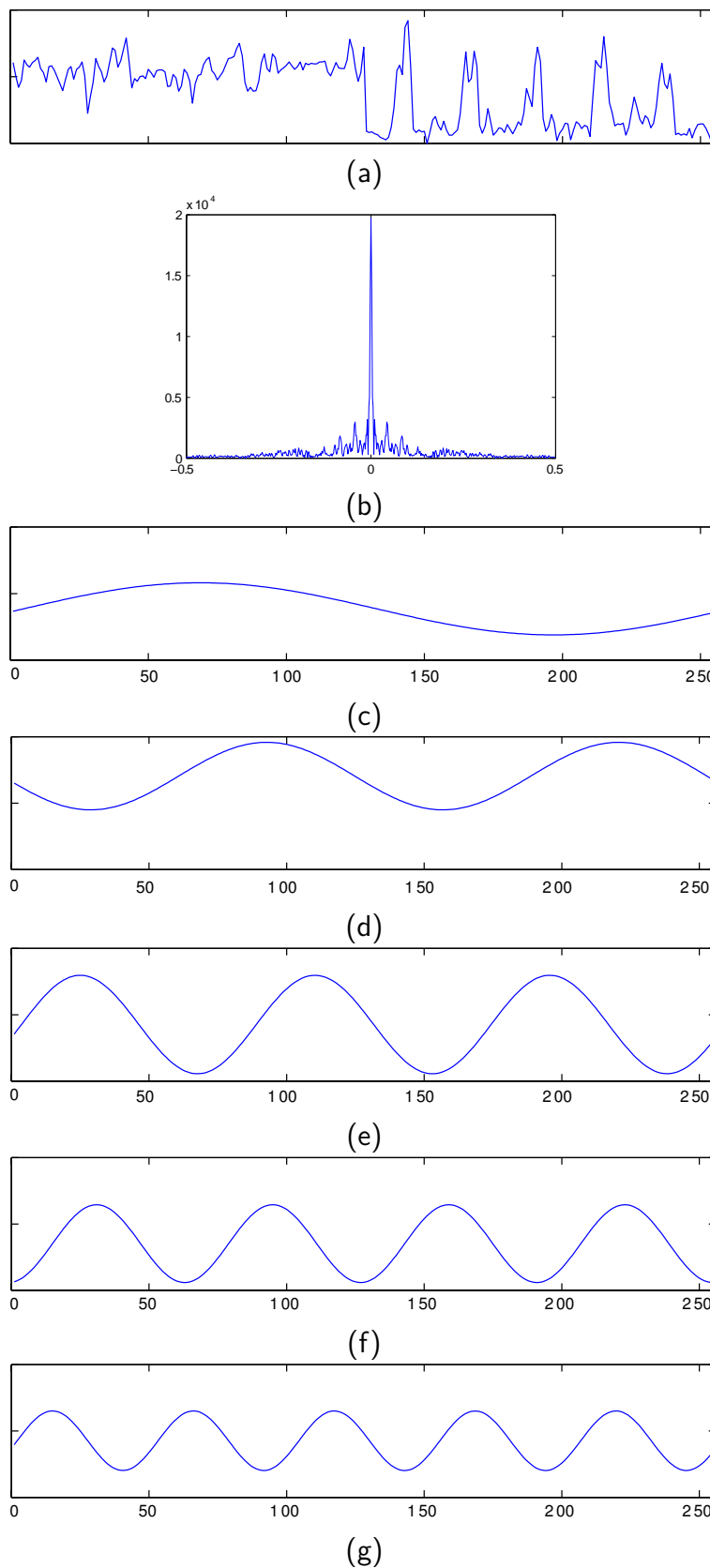


FIGURE 2.7 – Décomposition d'un signal par la transformée de Fourier : (a) signal original ; (b) le spectre des fréquences ; (c-g) exemples de la série de Fourier qui composent le signal original

Le choix de la dimension de la fenêtre reste néanmoins un paramètre contraignant. Nous verrons ainsi dans la section suivante comment la transformation en ondelettes répond à ce problème.

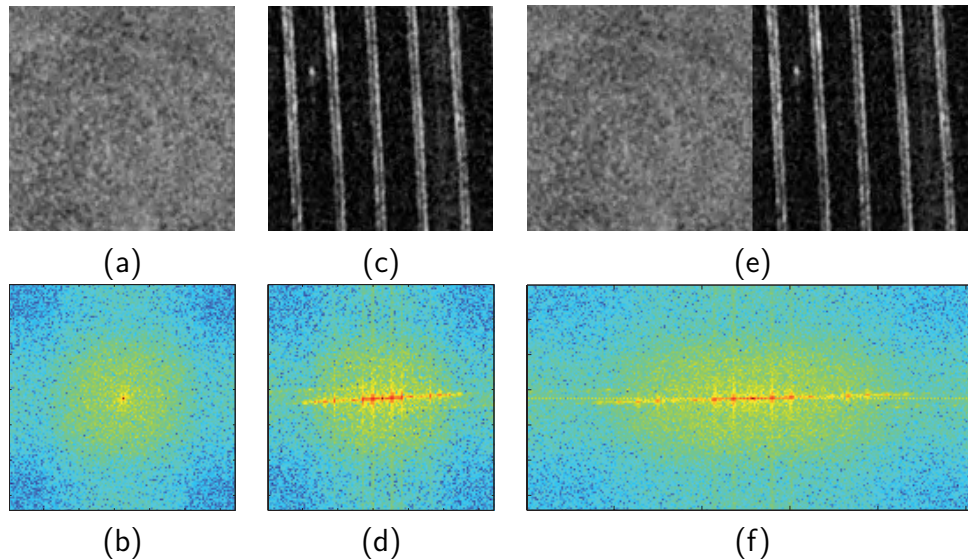


FIGURE 2.8 – Exemple de spectres de la transformée de Fourier en 2D : (a-b) prairie ; (c-d) céréale ; (e-f) prairie + céréale

2.2.2.3 Transformée en ondelettes

Principe. La transformée en ondelettes a été développée par Jean Morlet pour l'étude de signaux sismiques. Cette approche a été, par la suite, adaptée au traitement des images, entre autres par Mallat [Mallat 1989b] et Meyer [Meyer 1990]. Contrairement à la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes permet une **représentation dans l'espace** des différentes fréquences contenues dans un signal original. La transformée en ondelettes d'un signal continu $f(t)$ s'écrit :

$$\mathcal{F}(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \phi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2.6)$$

où a est le facteur de dilatation, b le facteur de translation et ϕ^* le complexe conjugué de la **fonction analysante** ϕ^* .

Plus le facteur de dilatation a est élevé, plus le support de $\phi^* \left(\frac{t-b}{a} \right)$ est étendu selon l'axe temporel, moins son amplitude est importante selon l'axe des fréquences (Figure 2.9). Par conséquent, la valeur de la transformée en ondelettes $\mathcal{F}(a, b)$ correspond à la projection du signal original sur la fonction d'analyse $\phi^* \left(\frac{t-b}{a} \right)$ et une ondelette fournit une représentation du signal à toutes les échelles a .

Concernant les ondelettes analysantes, il en existe différents types [Daubechies 1992, Mallat 1998] tels que les ondelettes de Haar, Daubechies ou Chapeau mexicain (Figure 2.10).

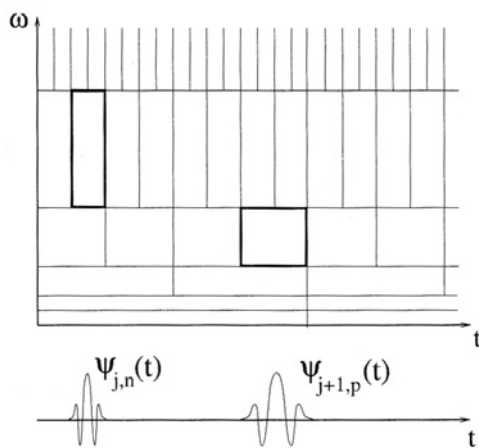


FIGURE 2.9 – Variation du facteur de dilatation de l'ondelette (dans [Mallat 1998]) : plus la fonction analysante est étendue selon l'axe du temps t , moins son amplitude ω est importante selon l'axe des fréquences

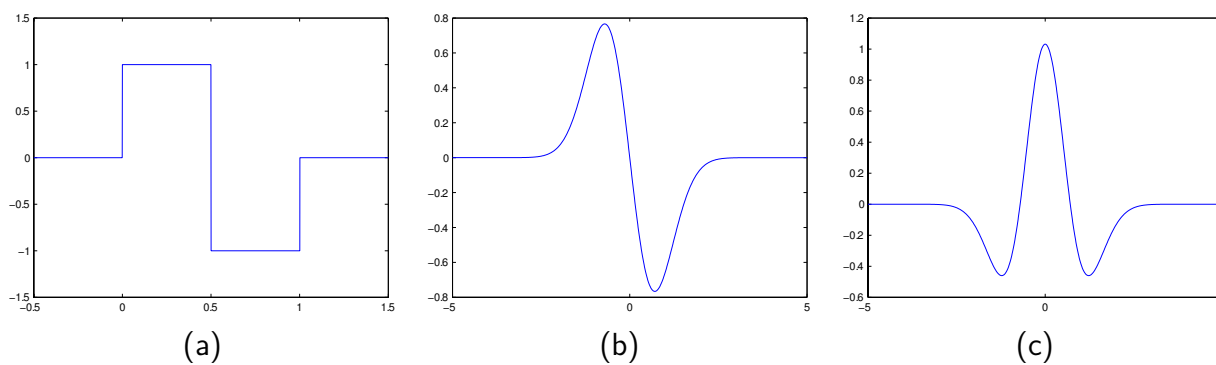


FIGURE 2.10 – Exemples de différents types d'ondelettes : (a) Haar ; (b) Dérivée première d'une gaussienne ; (c) Chapeau mexicain (dérivée seconde d'une gaussienne)

Une approche multi-résolution. Les ondelettes permettent ainsi une représentation multi-résolution du signal analysé. Cependant, si l'on considère toutes les échelles a d'analyse, il est aisé de démontrer que l'information contenue dans les coefficients d'ondelettes est redondante. Lorsque l'on manipule des signaux numériques, on peut montrer que la famille de fonctions $\phi_{j,m}(k) = 2^{-j/2}\phi(2^{-j}k - m)$ constitue une base orthonormale. Elle permet donc une représentation du signal sans redondance. En notant $I_0[k]$ un signal, on peut montrer qu'il s'écrit sur cette nouvelle base par :

$$I[k] = \sum_m I_J[m]\phi_{J,m}[k] + \sum_{j=-J}^{-1} \sum_m w[j, m]\psi_{j,m}[k] \quad (2.7)$$

$I_{J,m}$ est la **composante dite « continue »** ou « d'approximation » à l'échelle J tandis que $w_{j,m}$ représente les coefficients de « **détails** » (ou encore « hautes fréquences ») liés à l'échelle j . La figure 2.11 illustre ces composantes I_J et $w_{j,m}$ pour le signal présenté à la figure 2.6 à des échelles variant de 1 à 5. Chaque niveau représente la composante basse résolution et de détails à une échelle donnée. Dans le niveau 1, le signal est filtré sur ses hautes fréquences. La composante détaillée est très oscillante pour les deux types d'occupations du sol. Il y a en effet beaucoup de variations du signal de luminosité lorsque l'échelle d'analyse est fine. Dans les niveaux d'échelle suivants, les composantes d'approximation font progressivement apparaître la valeur moyenne (localement) du signal tandis que les composantes de détails mettent en évidence les plus hautes fréquences correspondant notamment aux sauts en intensité provoqués par l'ensemencement. Cette structure est caractérisée par une succession de lignes blanches parallèles sur un fond noir. On parvient alors à isoler et à mesurer précisément la périodicité de la structure de l'image.

La transformée en ondelettes en 2D. En pratique, les coefficients I_J et w_j de la relation 2.7 sont calculés par application d'une succession de filtres passe-bas et passe-haut sur le signal original, définis en fonction de l'ondelette analysante [Van de Wouwer *et al.* 1999]. Par exemple, ces filtres peuvent être appliqués sur les lignes et les colonnes de l'image (Figure 2.12). À chaque étape de filtrage, nous obtenons une série de coefficients pour une résolution donnée : $I_{J,n}$ correspond à une image basse résolution et les séries $w_{j,n}$ comportent trois images de détails. Comme les filtres passe-haut et passe-bas sont appliqués horizontalement et verticalement, les séries $w_{j,n}$ contiennent des images de détails dans les directions verticales, horizontales et diagonales. Enfin, l'image basse résolution $I_{J,n}$ peut à son tour être décomposée pour obtenir une nouvelle série de coefficients à plus grande échelle. Les informations de texture correspondant aux variations locales de $I_{J,n}$ seront alors une nouvelle fois captées par les composantes de détails.

La figure 2.13 donne un exemple de décomposition d'une image ainsi que la représentation de l'organisation des composantes qui en résulte. Le premier exemple ((b)) représentant un carré blanc sur fond noir permet de visualiser l'effet des filtres passe-haut et passe bas dans les différentes directions d'analyse. Les composantes des détails

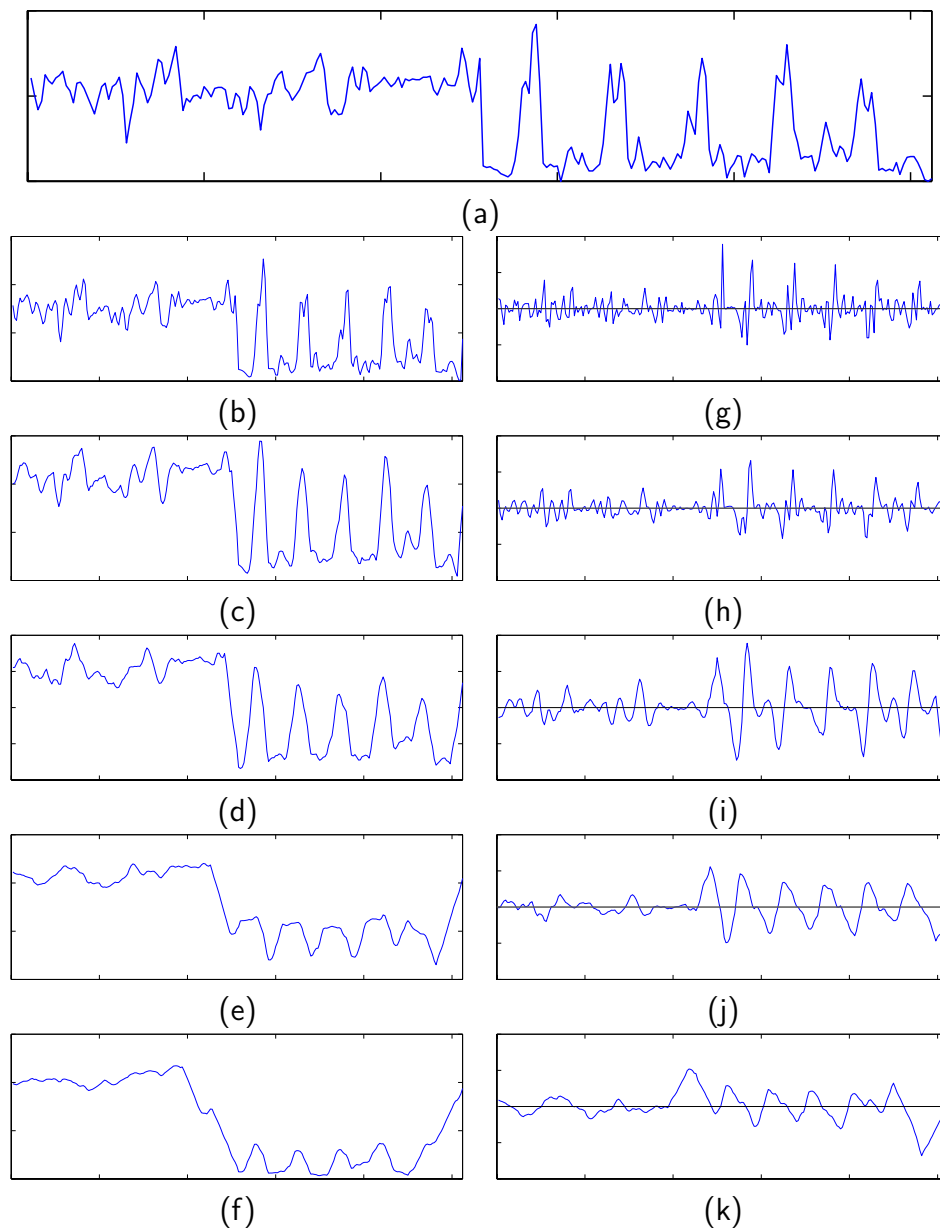


FIGURE 2.11 – **Décomposition d'un signal 1D par transformée d'ondelettes :** de (b) à (f) les composantes « continues » pour les échelles de 1 à 5 ; de (g) à (k) les composantes « hautes fréquences » pour les échelles de 1 à 5. Les composantes « continues » font progressivement apparaître la valeur moyenne (localement) du signal tandis que les composantes « hautes fréquences » mettent en évidence les hautes fréquences de la texture de céréale

2.3. Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS

correspondant aux directions horizontales (W_{J+1}^1 pour le premier niveau et W_{J+2}^1 pour le second) et verticales (W_{J+1}^2 et W_{J+2}^2) distinguent respectivement les contours horizontaux et verticaux du carré. Quant aux composantes des détails diagonaux (W_{J+1}^3 et W_{J+2}^3), elles mettent en évidence les quatre coins du carré.

Dans le second exemple, l'information spatialisée des différentes composantes permet de localiser distinctement les deux textures. De plus, la transition entre ces dernières correspondant à une variation de contraste est nette sur les composantes verticales. On visualise aussi la différence d'information entre les deux échelles d'analyse. Lors de la première décomposition, on parvient à extraire les détails les plus fins caractéristiques de la texture de la prairie (côté gauche) alors que dans le second niveau de décomposition, on visualise particulièrement la structure anisotrope propre à la texture de céréale.

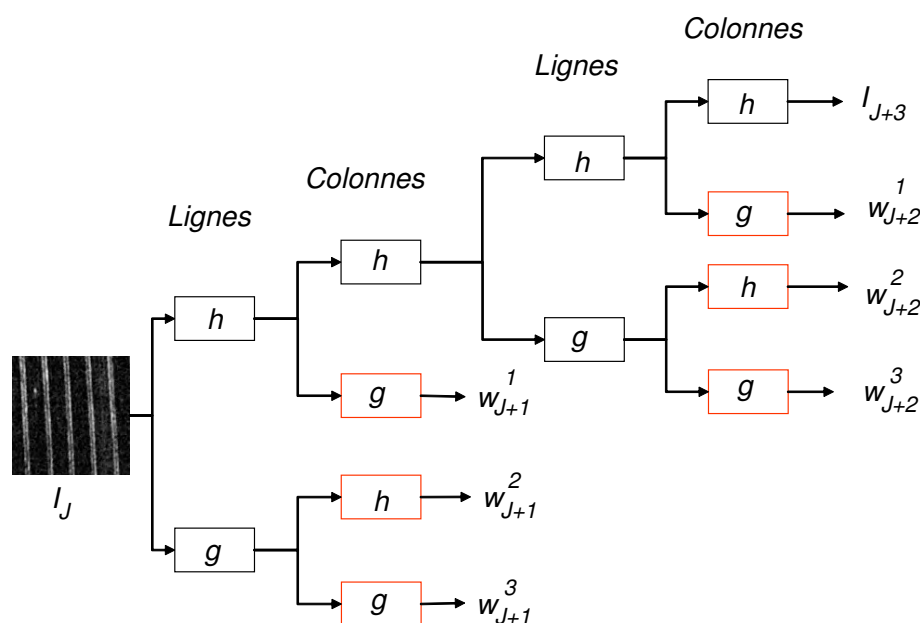


FIGURE 2.12 – Application successive de filtres passe-bas et passe-haut : h est un filtre passe-bas et g est un filtre passe-haut

2.3 Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord défini la texture afin de pouvoir caractériser précisément les objets contenus dans une image à THRS. L'échelle et l'isotropie étant les deux propriétés fondamentales de la texture, le choix de la méthode d'analyse dépend ainsi de sa capacité à caractériser une texture selon ces deux critères.

Nous avons revu les méthodes habituellement utilisées en télédétection pour caractériser ces textures. Les méthodes statistiques basées sur les histogrammes ne sont pas très adaptées car elles ne tiennent pas compte des directions et des échelles des textures. Les méthodes par matrices de cooccurrence permettent de pallier ces lacunes. Cependant, elles ne fournissent qu'une information dans une seule direction et pour une distance donnée. Il est alors nécessaire de calculer une série de matrices dans différentes directions et pour différentes distances afin d'obtenir une analyse complète de la texture. Cela entraîne une manipulation d'une quantité importante d'informations qui peut rapidement s'avérer encombrante. Un autre inconvénient de cette approche est son résultat non spatialisé. Les matrices de cooccurrence ne permettent pas de détecter spatialement la présence d'objets représentés par deux textures différentes. Néanmoins, une alternative consiste à réaliser une analyse à partir d'une fenêtre qui parcourt l'ensemble des pixels.

En ce qui concerne les analyses fréquentielles, la transformée de Fourier présente l'avantage d'extraire les différentes fréquences qui composent une image dans toutes les directions. Elle constitue ainsi une approche adéquate pour l'analyse de l'isotropie des textures. Cependant, à l'instar des matrices de cooccurrence, la transformée de Fourier est une transformation globale qui ne fournit pas une information spatialisée. La réalisation de transformées de Fourier à partir d'une fenêtre d'analyse constitue une alternative afin de mettre en évidence les propriétés locales de l'image.

De manière générale, les études effectuées à partir de fenêtres d'analyse présentent un inconvénient majeur car le choix de la dimension de la fenêtre est toujours difficile. D'un côté, une fenêtre de dimension réduite permet de mettre plus précisément en évidence les transitions entre deux objets aux textures différentes. D'un autre côté, une fenêtre de dimension plus large permet une caractérisation plus robuste de chacune de ces textures. Le choix s'effectue alors systématiquement au détriment de l'un ou l'autre.

Contrairement aux méthodes précédentes, l'analyse en ondelettes a la particularité de fournir une information spatialisée. Tout comme la transformée de Fourier, elle permet de représenter les différentes fréquences d'un signal grâce à sa propriété multi-échelle. Appliquée à un signal 2D, elle permet d'extraire une information de texture dans trois directions. Enfin, elle ne nécessite pas d'approche à partir d'une fenêtre d'analyse et peut donc représenter correctement les transitions d'un objet à un autre.

Dans le cadre des images à THRS, la transformée en ondelettes s'affirme ainsi comme une solution adaptée à la caractérisation des textures. En effet, elle prend en compte la notion d'échelle et d'isotropie propre à la définition de la texture. De plus, sa représentation spatialisée fournit une information adaptée à la caractérisation de plusieurs objets contenus dans une même image.

2.3. Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS

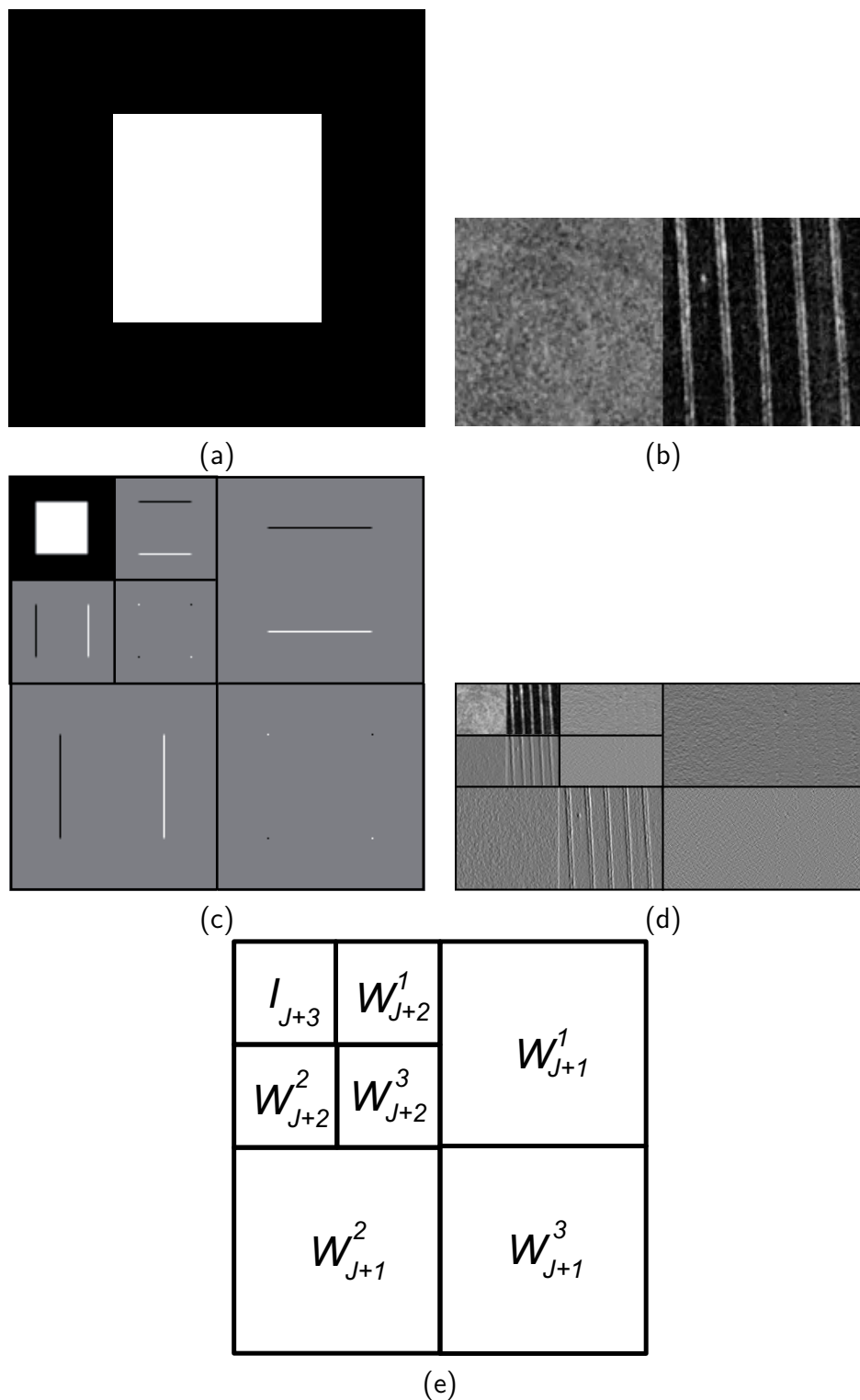


FIGURE 2.13 – Exemples de décomposition en ondelettes d'une image : (a–b) image originale ; (c–d) composantes issues de la transformée ; (e) notations des composantes

CONCLUSION DE LA PREMIÈRE PARTIE

Les conversions d'usage du sol affectant de larges surfaces terrestres, le plus souvent traduites en classes binaires « Changement » ou « Non changement », sont à présent bien identifiées à des échelles globales ou régionales, comme l'illustrent les évaluations effectuées à partir d'images satellitales à basse ou moyenne résolution spatiale sur la déforestation ou sur la fonte des glaciers. *A contrario*, les conversions limitées à de petites surfaces, les modifications liées aux changements d'état de surfaces à l'intérieur d'une classe d'occupation du sol donnée, ou encore l'identification des classes au détriment desquelles l'extension d'un type d'occupation des sols se produit, ont été peu étudiées jusqu'à présent. Or, leurs effets cumulés peuvent influencer les échanges énergétiques globaux, et surtout ils peuvent entraîner des conséquences environnementales ayant un impact majeur à une échelle locale, voire régionale. Ainsi, le suivi des changements d'occupation des sols en milieu urbain et péri-urbain représente un enjeu important dans le contexte d'une croissance urbaine continue et généralisée, en particulier sur le plan environnemental, l'artificialisation des terres ayant un impact notamment sur l'extension et l'état des milieux naturels et le ruissellement de surface au sein des agglomérations.

L'étude des changements d'occupation et d'utilisation des sols par télédétection comprend leur détection, l'identification de leur nature, la mesure des surfaces qu'ils affectent et la caractérisation de leur organisation spatiale. Ainsi, pour interpréter correctement un type de changement, il est nécessaire non seulement de l'identifier, le qualifier, le quantifier mais encore de le localiser et de déterminer l'évolution de son empreinte spatiale. Aujourd'hui la multiplication des capteurs à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) tels que Quickbird, Geoeye, ou Worldview, permet la mise à disposition de données de télédétection acquises à très haute résolution spatiale qui constitue une source d'information importante pour le suivi détaillé des changements d'occupation du sol sur de petites surfaces. Ces données sont particulièrement intéressantes pour les applications dans les milieux urbains et péri-urbains car elles permettent d'appréhender des changements brusques et irréguliers autant que des modifications subtiles et progressives.

Toutefois, l'identification et la caractérisation des changements à partir d'images à THRS sont souvent limitées par l'hétérogénéité des données sources, l'irrégularité des acquisitions, et la méthode utilisée pour les mettre en évidence. L'analyse de photographies aériennes par photo-interprétation est un processus long, fastidieux difficilement reproductible et non objectif. La détection automatique de changements à partir d'images à THRS s'est jusqu'à présent surtout limitée à distinguer les zones où des

changements se sont produits de celles qui n'ont pas été affectées par ces changements. Cependant, cette approche produit peu d'informations sur les types de transition entre une classe d'occupation et d'usage des sols et une autre, et s'avère intéressante seulement si l'on se focalise sur un type de transition donné. Lorsque l'on s'intéresse à des milieux aux dynamiques complexes tels que le milieu péri-urbain, il est nécessaire de privilégier une méthode qui prenne en compte toutes les caractéristiques permettant d'identifier et de caractériser un type de changement donné, et qui ne se focalise pas sur un type de changement particulier, mais considère tous les types de changements.

Il apparaît donc nécessaire de développer une méthode permettant d'identifier et de caractériser automatiquement des changements affectant de petites surfaces à partir de données à THRS acquises à différentes dates et provenant de différentes sources.

La majorité des méthodes couramment utilisées pour détecter des changements ont été élaborées pour mettre en évidence des changements abrupts d'occupation du sol à partir d'images de télédétection à basse ou moyenne résolution en utilisant quasi exclusivement la réponse spectrale des pixels. Sur les images à THRS, il est possible d'identifier et de caractériser des changements de moins grande amplitude, et touchant des espaces de petite superficie, en exploitant les propriétés de la texture des objets géographiques composant l'image. Néanmoins, ce nouveau type de données nécessite des développements méthodologiques, les méthodes de détection de changement généralement utilisées pour traiter les images à basse et moyenne résolution n'étant pas adaptées aux images issues de capteurs à THRS : d'une part, l'étendue et la résolution spectrale des capteurs à THRS sont souvent inférieures à celles des autres capteurs, la résolution spectrale des capteurs diminuant avec l'augmentation de leur résolution spatiale. Ce manque d'information nécessite la mise en place de méthodes de classification qui ne reposent plus uniquement sur l'information spectrale contenue dans l'image. D'autre part, la variabilité spectrale des pixels définissant les classes d'occupation du sol augmente en fonction de la résolution spatiale, ce qui entraîne une baisse de la séparabilité entre les différentes classes d'occupation du sol et une inefficacité des méthodes de classification spectrale par pixel classiquement utilisées.

Ainsi, il est nécessaire de développer de nouvelles approches de détection de changements qui prennent en compte la texture des images à THRS. En outre, ces approches doivent considérer l'hétérogénéité des données utilisées pour détecter des changements puisqu'elles sont généralement acquises à plusieurs années d'intervalle, à différentes saisons et au moyen de capteurs ayant des propriétés spatiales et spectrales différentes, l'hétérogénéité des données constituant l'une des principales sources d'erreurs dans l'interprétation des changements. Enfin, elles doivent considérer l'évolution de la forme des objets qui est susceptible d'évoluer au cours du temps.

L'analyse critique de l'état de l'art de cette première partie a permis d'orienter

2.3. Choix d'une méthode d'analyse de texture adaptée aux données à THRS

le choix méthodologique effectué afin d'analyser précisément les données à THRS acquises à différentes dates et provenant de différentes sources. Ainsi, dans la seconde partie de cette thèse, nous proposons une série d'outils méthodologiques permettant de manipuler les données à THRS reposant sur une analyse de la texture plutôt que sur une analyse par pixel. En effet, les objets géographiques composant une image à THRS possèdent une texture facilement identifiables par son échelle et son isotropie. Nous avons choisi d'exploiter certaines propriétés de la transformée en ondelettes pour caractériser les textures. Cette transformation, dans l'espace temps-fréquence, s'adapte en effet bien aux objets texturés car nous pouvons caractériser spatialement de multiples motifs aux fréquences et orientations différentes. Cela répond ainsi aux notions d'échelle et d'isotropie propre à la définition de la texture. Nous proposons une série d'outils permettant de prétraiter les données, d'estimer l'orientation principale d'un objet texturé, de segmenter et de classer une image, l'application finale étant la détection de changement.

Dans cette étude, nous décrivons la texture par la distribution de sa fonction de luminance et en fonction de l'échelle associée aux motifs qui la composent, un même objet pouvant comporter plusieurs distributions en fonction des échelles d'analyse.

Deuxième partie

Méthodes développées pour analyser les images à THRS

Introduction

Dans cette partie, nous présentons une série d'outils pour les données à THRS qui, regroupés dans une chaîne de traitement, visent à détecter des changements entre deux images. Ces outils se basent sur une représentation du contenu des images par les coefficients d'une transformation en ondelettes. Cette partie est structurée de la manière suivante :

- dans le chapitre 3, nous présentons des généralités sur les ondelettes et la manière dont elles ont été utilisées tout au long de ce travail ;
- dans le chapitre 4, nous proposons une méthode de prétraitement d'images adaptée aux photographies aériennes anciennes ;
- Dans le chapitre 5, nous développons une méthode de segmentation d'image afin d'identifier des objets géographiques selon leur luminance et leur texture ;
- Dans le chapitre 6, une méthode de détection et de caractérisation des textures anisotropes est exposée ;
- Le chapitre 7 s'intéresse à la classification d'une image à partir de mesures de luminance et de textures ;
- Enfin, une méthode de détection de changement image-à-image est présentée au chapitre 8.

La présentation et la validation de ces outils sont réalisées à partir de plusieurs types d'images : (1) des images texturées issues de la collection de Brodatz [[Brodatz 1966](#)]. Ces images, fréquemment utilisées dans la communauté de vision par ordinateur, constituent une base de référence pour évaluer les différents algorithmes qui manipulent des objets texturés ; (2) des extraits de photographies aériennes représentatifs de différents types d'occupation du sol tels que des prairies, des vignes, des surfaces boisées, ou des surfaces artificialisées ont été utilisées.

L'ensemble de ces images sont utilisées en tant que telles ou peuvent être modifiées en vue d'applications spécifiques. Par exemple, des images de synthèse mélangeant les différentes textures de Brodatz sont utilisées dans les chapitres 4 et 5.

Généralités sur les ondelettes

Sommaire

3.1	Choix de la décomposition en ondelettes et de la fonction d'analyse	69
3.1.1	Décomposition décimée et non-décimée	69
3.1.2	Choix de l'ondelette mère	70
3.2	Représentations des coefficients d'ondelettes	70
3.2.1	Lissage de la distribution des coefficients de la composante basse fréquence	71
3.2.2	Lissage des distributions des coefficients des composantes hautes fréquences	71
3.3	Utilisation des informations issues de la décomposition en ondelettes	73

Les chapitres suivants reposent sur l'utilisation d'une décomposition en ondelettes. Ainsi, nous présentons dans ce chapitre la manière dont les informations de luminance et de texture sont extraites de l'image à analyser. Une introduction aux ondelettes a été effectuée dans la section 2.2.2.3 du chapitre 2.

3.1 Choix de la décomposition en ondelettes et de la fonction d'analyse

3.1.1 Décomposition décimée et non-décimée

En pratique, la décomposition d'une image à partir d'une transformée en ondelettes se caractérise généralement par une étape de filtrage à partir de filtres passe-haut et passe-bas et une éventuelle étape de décimation (dans le cas d'une décomposition de type « décimée »).

L'étape de décimation a pour principal intérêt de réduire le volume des données produites après chaque niveau de décomposition dans le but de supprimer la redondance d'information. L'algorithme le plus utilisé est celui développé par Mallat [Mallat 1989a]. Celui-ci s'apparente à une décomposition pyramidale [Burt & Adelson 1983] issue d'une décimation d'un facteur 2.

La structure « filtres + décimation » est alors appelée un banc de Filtres Miroir en Quadrature (QMF). La décomposition est dite dyadique lorsque la décimation est d'un facteur 2. Comme nous l'avons mentionné, l'intérêt principal de la décimation est de réduire la redondance de données.

Cependant, cette étape de décimation est peu pratique lorsque l'on souhaite extraire des informations d'une zone de l'image dans les composantes des différents niveaux d'échelle. En effet, la localisation et le nombre de pixels de la zone étudiée se retrouvent modifiés à chaque niveau d'échelle.

Afin de faciliter la gestion des différentes composantes, nous utilisons principalement une décomposition non-décimée qui garantit une cohérence spatiale entre l'image originale et les composantes issues de la transformée en ondelettes.

3.1.2 Choix de l'ondelette mère

Parmi le nombre important d'ondelettes disponibles, le choix de l'ondelette mère peut sembler déterminant. Il n'existe cependant pas de règles spécifiques. Dans [Mojsilović *et al.* 2000], les auteurs ont essayé d'identifier l'ondelette optimale pour l'analyse de texture, cependant aucune ondelette ne se démarque clairement des autres.

Pour un grand nombre d'applications (compression, dé-bruitage, etc.), il est préférable de représenter l'image avec un nombre réduits de coefficients. Dans [Mallat 1998], il est montré que plus l'ondelette mère possède des moments nuls (nombre de passages par zéros), plus le nombre de coefficients non nuls pour représenter une discontinuité d'ordre élevé est réduit. Ainsi, cela est adapté pour représenter efficacement des motifs texturés, des contours, etc... . Cependant dans notre travail, nous utilisons la décomposition en ondelettes afin d'analyser les propriétés multi-échelles de l'image et non dans un but de compression. Le nombre de coefficients non nuls n'est donc pas important. Ainsi, en raison de sa simplicité, nous avons principalement utilisé l'ondelette de Haar (Figure 2.10(a)). Celle-ci possède le support le plus court parmi les différentes familles d'ondelettes et ne comporte qu'un seul moment. En conséquence, elle constitue l'ondelette la plus simple et la plus pratique à utiliser.

3.2 Représentations des coefficients d'ondelettes

Les étapes de traitement des prochains chapitres se basent sur la comparaison d'objets préalablement segmentés dans l'image. Nous avons choisi de caractériser chacun de ces objets par la distribution des coefficients des différentes composantes de la transformée en ondelettes. L'information de luminance de chaque objet est décrite par la distribution des coefficients de la composante basses fréquences et la texture est caractérisée par les distributions des coefficients des composantes hautes fréquences (dans les directions horizontales, verticales et diagonales). Pour illustrer cette approche, la figure 3.1 présente deux textures distinctes qui ont été décomposées à partir d'une

transformée d'ondelette (en un niveau de décomposition). Les figures 3.1 (c)–(p) présentent les composantes basse et hautes fréquences qui en résultent à la fois sous la forme d'image et d'histogramme. Nous pouvons considérer l'image (a) et l'image (b) comme des objets préalablement segmentés et les histogrammes de chaque composante comme les informations de luminance et de textures qui les définissent. En pratique, les histogrammes empiriques sont directement utilisés, tout calcul effectué sur ceux-ci est susceptible d'être bruité. En effet, le nombre de coefficients peut être insuffisant et/ou certains peuvent avoir des valeurs aberrantes, ce qui conduit à des histogrammes bruités (Figure 3.1). Une étape préliminaire de lissage est alors réalisée sur l'ensemble de ces distributions avant qu'elles ne soient utilisées dans la suite des traitements. Ceci est présenté dans la section suivante.

3.2.1 Lissage de la distribution des coefficients de la composante basse fréquence

Les mesures relatives à la luminance sont extraites à partir des composantes basse résolution de la décomposition en ondelettes. En général, les histogrammes de luminance de chaque région ne suivent pas une loi paramétrique donnée. Pour estimer ces distributions, nous avons donc choisi un estimateur non-paramétrique par méthode à noyaux [Bowman & Azzalini 1997].

La méthode à noyaux estime une distribution \hat{f} tel que :

$$\hat{f}(x, h) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (3.1)$$

où K est le noyau, h est la largeur de la fenêtre.

Pour une observation x , l'estimateur définit une fenêtre de largeur h dans laquelle est calculée une moyenne pondérée des observations. La pondération a pour but d'accorder plus d'importance aux observations proches de x et moins aux valeurs éloignées.

Dans ce travail, K correspond à une densité de fonction gaussienne normalisée :

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp^{-\frac{1}{2}x^2} \quad (3.2)$$

3.2.2 Lissage des distributions des coefficients des composantes hautes fréquences

Dans le cas des ondelettes, il a été reconnu que la distribution des coefficients d'une composante de détails $\mathcal{I}[j, k]$ s'apparente à une gaussienne généralisée, *Generalized Gaussian Density* (GGD) [Mallat 1989b]. La GGD s'exprime par :

$$p(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-\left(\frac{|x|}{\alpha}\right)^\beta}. \quad (3.3)$$

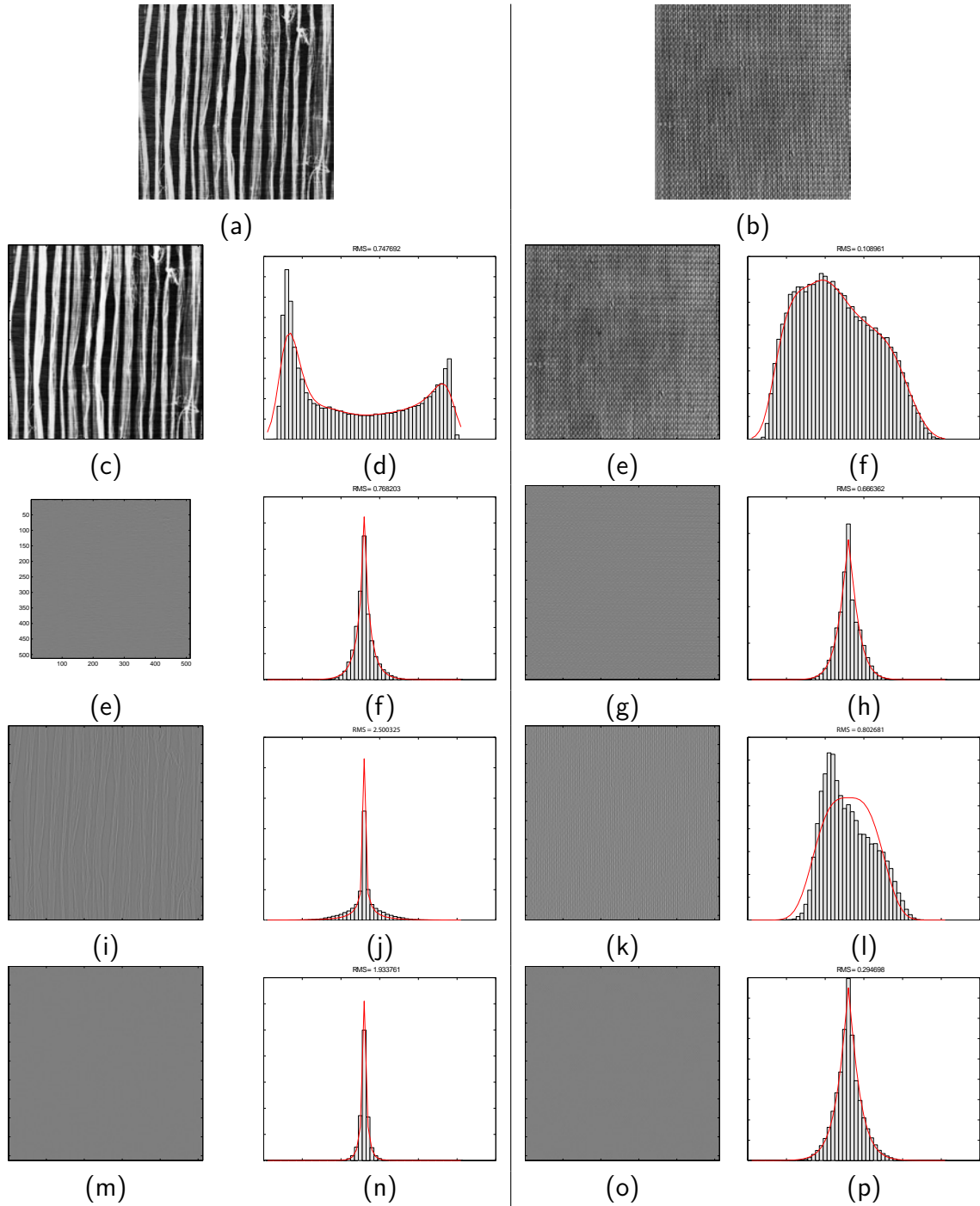


FIGURE 3.1 – Exemples de décomposition d’images en ondelettes et représentation de leur histogrammes empiriques et lissés

3.3. Utilisation des informations issues de la décomposition en ondelettes

Elle est caractérisée par deux coefficients : le paramètre d'échelle α et le paramètre de forme β . Par exemple, une distribution gaussienne (respectivement sous-gaussienne et super-gaussienne) correspond à $\beta = 2$ (respectivement $\beta < 2$ et $\beta > 2$). Le terme $\Gamma(t) = \int_0^{+\infty} e^{-z} z^{t-1} dz$ correspond à la fonction gamma. La figure 3.1 illustre l'estimation d'une GGD (en rouge) à partir de la distribution des coefficients de $\mathcal{I}[j, k]$ (en gris).

L'étape de lissage consiste à identifier les paramètres (α, β) de chaque composante. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées telles que la technique des moments [Teh & Chin 1988] ou le maximum de vraisemblance [Do & Vetterli 2002]. Lors de nos expérimentations, on a pu observer que la première méthode ne donnait pas de résultat cohérent et on a ainsi choisi d'utiliser la méthode par maximum de vraisemblance.

La fonction de log-vraisemblance est définie par :

$$\mathcal{L}(\mathbf{x}, \alpha, \beta) = \log \Pi p(x_i; \alpha, \beta) \quad (3.4)$$

pour un ensemble de coefficients $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$. Les paramètres (α, β) sont obtenus successivement en annulant la dérivée de log-vraisemblance \mathcal{L} en fonction de α et β . Ceci donne le système suivant [Do & Vetterli 2002] :

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\cdot)}{\partial \alpha} = -\frac{N}{\alpha} + \sum_{i=1}^N \frac{\beta |x_i|^\beta \alpha^{-\beta}}{\alpha} = 0, \quad (3.5)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\cdot)}{\partial \beta} = \frac{N}{\beta} + \frac{N\Psi(1/\beta)}{\beta^2} - \sum_{i=1}^N \left(\frac{|x_i|}{\alpha}\right)^\beta \log\left(\frac{|x_i|}{\alpha}\right) = 0, \quad (3.6)$$

où $\mathcal{L}(\cdot) = \mathcal{L}(\mathbf{x}, \alpha, \beta)$ et $\Psi(t) = \Gamma'(t)/\Gamma(t)$ est la fonction digamma. Lorsque β est calculé, la relation (3.5) admet une unique solution $\hat{\alpha} = \left(\frac{\beta}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^\beta\right)^{1/\beta}$. Si on substitue cette relation dans l'équation (3.6), $\hat{\beta}$ est la racine de :

$$1 + \frac{\Psi(1/\beta)}{\beta} - \frac{\sum_{i=1}^N |x_i|^\beta \log |x_i|}{\sum_{i=1}^N |x_i|^\beta} + \frac{\log\left(\frac{\beta}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^\beta\right)}{\beta} = 0, \quad (3.7)$$

Cette dernière peut être résolue numériquement à l'aide de la méthode de Newton-Raphson [Do & Vetterli 2002]. Enfin, pour obtenir une convergence plus rapide, le paramètre initial β_0 du processus d'itération est calculé par la technique des moments.

3.3 Utilisation des informations issues de la décomposition en ondelettes

Les distributions lissées des coefficients d'ondelettes sont représentées sous la forme de vecteurs composés de n bins. Dans les applications suivantes, chaque objet texturé est alors caractérisé par N vecteurs correspondants aux N composantes issues de la décomposition en ondelettes (le nombre de vecteurs variant ainsi en fonction du nombre de décompositions réalisées).

La comparaison de deux objets texturés revient ainsi à comparer leurs vecteurs. Cette étape, étant réalisée à l'aide de mesures spécifiques aux types de composantes et à une application donnée, est détaillée dans les chapitres suivants.

Prétraitement des données

Sommaire

4.1	Corrections radiométriques	76
4.1.1	Le vignettage	76
4.1.2	Méthode développée	80
4.1.3	Application et résultats	86
4.2	Corrections géométriques	87
4.2.1	Types de distorsions	92
4.2.2	Corrections	92
4.3	Réalisation d'une mosaïque	98
4.3.1	Déformations radiales	99
4.3.2	Création des tuiles	99
4.4	Conclusion	101

L'étape de prétraitement des images à THRS est cruciale pour la détection de changements. Des décalages géométriques d'un ou de quelques pixels ou des distorsions radiométriques peuvent générer des surestimations de changements ou au contraire masquer des changements effectifs. Au cours de cette étude, nous avons utilisé des photographies aériennes anciennes qui sont très affectées par des effets géométriques et radiométriques comparativement aux images satellitales à THRS. Les photographies aériennes présentent souvent un assombrissement sur les bords de l'image appelé **vignettage**, qui nuit à la bonne reconnaissance des différents types d'occupations du sol. Du point de vue de la géométrie, elles présentent de nombreuses distorsions liées aux conditions d'acquisitions. Enfin, les clichés papier numérisés ne sont pas géoréférencés. Dans ce chapitre, nous présentons les différents prétraitements qui doivent être apportés aux photographies aériennes acquises à différentes dates avant de pouvoir en extraire automatiquement des informations utiles sur les changements et de les classer.

L'objectif est ainsi de restaurer, dans la mesure du possible, la qualité spectrale des images et d'en corriger les distorsions géométriques pour les rendre comparables. Une fois cette étape réalisée, elles peuvent être assemblées et géoréférencées dans un référentiel géographique afin de les superposer parfaitement.

Ce chapitre est structuré de la manière suivante : une méthode dédiée à la correction radiométrique des photographies aériennes est présentée dans la section 4.1 ; les corrections géométriques sont développées dans la section 4.2 ; la réalisation des mosaïques d'images est décrite dans la section 4.3.

4.1 Corrections radiométriques

4.1.1 Le vignettage

4.1.1.1 Principe

Le vignettage correspond à un effet d'assombrissement partant du centre jusqu'aux bords de la photographie. L'effet de vignettage est particulièrement important sur les photographies aériennes anciennes. La qualité des objectifs, datant des années 1950 et 1970, s'avère radicalement différente des capteurs utilisés à ce jour, le niveau de gris moyen d'une photographie peut diminuer d'environ 80 % entre son centre et ses extrémités (Figure 4.1). Il est nécessaire de corriger ce défaut récurrent sur toutes les photographies avant de procéder à une quelconque analyse. En effet, les propriétés de luminance d'un type d'occupation du sol sont différentes pour un objet se trouvant au centre et en bordure de l'image. Enfin, dans le cadre de la réalisation d'une mosaïque d'images, le vignettage produit un assemblage médiocre où l'illumination globale est fortement hétérogène [Muralikrishna *et al.* 1982].

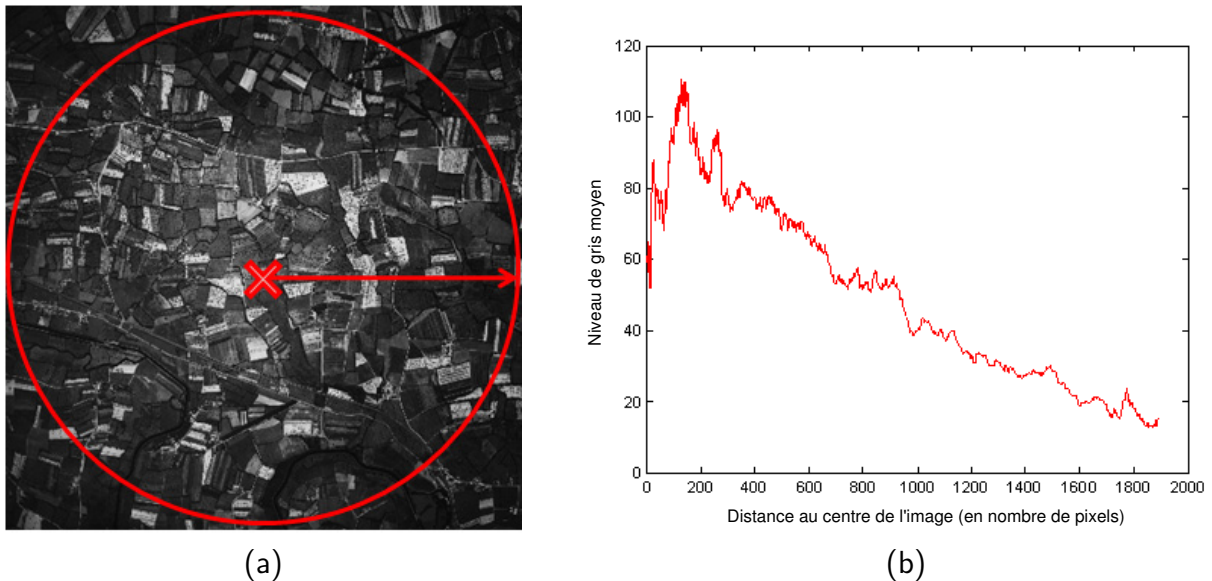


FIGURE 4.1 – Exemple d'effet de vignettage sur une photographie aérienne de 1978 : (a) photographie, (b) niveaux de gris moyen du centre jusqu'aux bords de l'image. La diminution de niveau de gris moyen atteint 80 % aux bords de l'image

Ce type de distorsion n'est pas propre aux photographies aériennes, il est observable sur tout type de photographies, tant argentique que numérique. Il dépend essentiellement des propriétés géométriques de la lentille et des paramètres de prise de vue qui génèrent respectivement un vignettage « naturel » et un vignettage « optique » [Ray 1988] :

1. Le **vignettage « naturel »** résulte d'une perte d'énergie de la lumière traversant l'objectif par un angle supérieur à 0° par rapport à l'axe perpendiculaire à la lentille. Plus l'angle est grand, plus la perte de luminance est importante (Figure 4.2). Le vignettage naturel est fréquemment modélisé selon la fonction [Ray 1988] :

$$v(\theta) = \cos^4(\theta) \quad (4.1)$$

où θ est l'angle du rayon incident (Figure 4.2). Cependant, avec le développement de nouvelles lentilles, il est désormais admis que le vignettage peut être modélisé par une fonction de type :

$$v(\theta) = \cos^n(\theta) \quad (4.2)$$

où n peut varier de 1 à 4 en fonction de la propriété de la lentille [Da Silva & Candeias 2008, Edirisinghe *et al.* 2001]. La figure 4.3 présente un effet de vignettage selon une fonction, on observe la différence entre un vignettage de type \cos^2 et \cos^4 . Plus le paramètre n est grand et plus l'assombrissement des bords de l'image est important.

2. Le **vignettage « optique »** dépend du paramètre d'ouverture de la prise de vue. Le **paramètre d'ouverture** fait varier la taille du diaphragme pendant l'acquisition de l'image et le diaphragme permet de limiter le nombre de rayons du faisceau lumineux qui arrivent sur le capteur. Son objectif premier est de réguler l'illumination du capteur : plus la scène est sombre et plus la taille du diaphragme doit être grande. Le vignettage est proportionnel à la taille d'ouverture du diaphragme : à pleine ouverture du diaphragme, la quantité de lumière reçue est importante et la région centrale du capteur est plus illuminée. À l'inverse, à faible ouverture, la répartition de la quantité de lumière est plus homogène et le vignettage moins apparent. Dans [Edirisinghe *et al.* 2001], les auteurs montrent que le vignettage « optique » devient important pour des prises de vue à très large ouverture ($f - 1.4$) et qu'il ne suit plus une fonction de type $v(\theta) = \cos^4(\theta)$ caractéristique d'un vignettage « naturel ».

4.1.1.2 Méthodes de correction du vignettage

La correction du vignettage est une opération fréquemment appliquée dans de nombreux domaines. Pour des applications multimédias, l'effet de vignettage est corrigé afin de réaliser des vues panoramiques à partir d'un ensemble d'images [Shum & Szeliski 1997] ou de pallier les défauts de caméra [Sawchuck 1977]. En astronomie et dans le domaine médical, c'est le vignettage des images produites par des appareils de pointe tels que les télescopes [Lumb *et al.* 2003], microscopes [Leong *et al.* 2003] et capteurs de rayons X [Aach *et al.* 1999] qui fait l'objet de corrections.

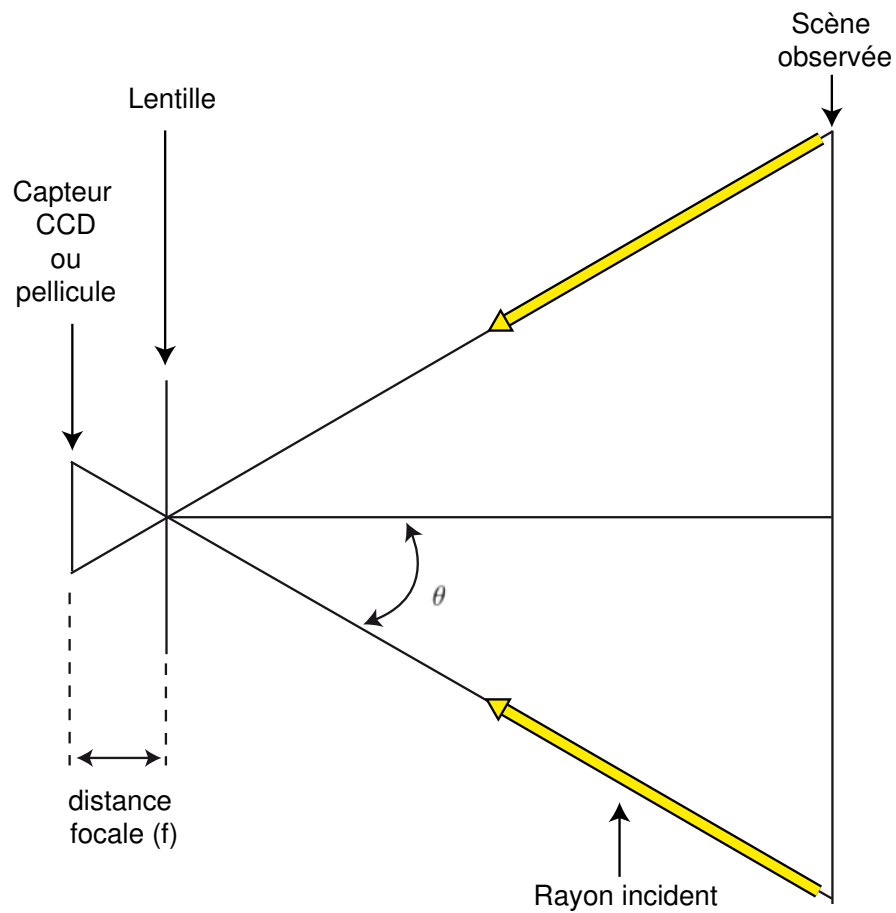


FIGURE 4.2 – **Schématisation du vignettage optique.** Le vignettage dépend de l'angle θ , plus il est grand et plus l'effet de vignettage est important

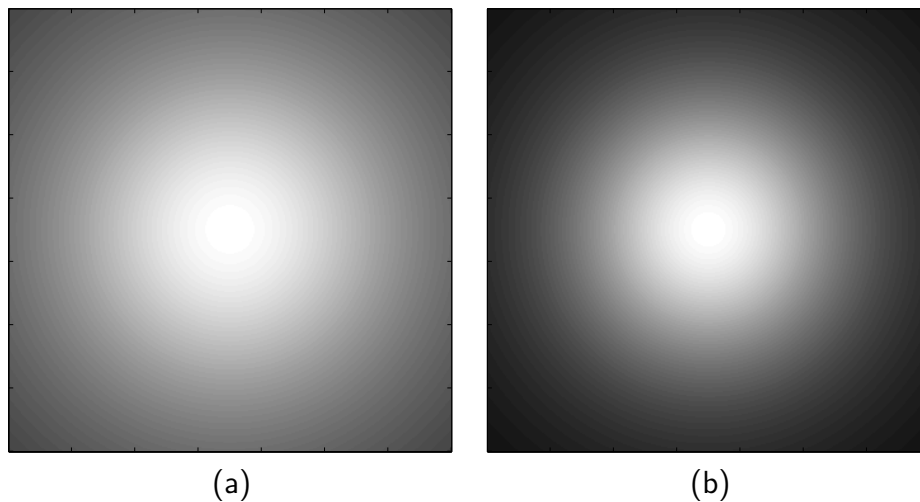


FIGURE 4.3 – Exemples de vignettage « naturel » en fonction de l’angle θ formé avec la perpendiculaire de la lentille. (a) : vignettage de type $\cos^2(\theta)$, (b) : vignettage de type $\cos^4(\theta)$. L’assombrissement des bords est plus important pour un vignettage de type $\cos^4(\theta)$ que de type $\cos^2(\theta)$.

Les approches utilisées pour corriger le vignettage sont nombreuses. La plus simple consiste à placer un **filtre antivignettage** devant l’objectif pendant la prise de vue [Paine & Kiser 2003, Roberts 1995]. D’autres approches requièrent des informations précises sur les **propriétés du capteur** telles que la distance focale ou la dimension de la lentille [Asada *et al.* 1996, Kang & Weiss 2000]. D’autres approches encore nécessitent une étape de calibration à partir d’une **surface de référence** parfaitement homogène et parfaitement éclairée [Edirisinghe *et al.* 2001, Yu 2004, Yu *et al.* 2004]. Le vignettage est alors compensé en fonction de l’assombrissement mesuré. Enfin, certaines méthodes nécessitent un **ensemble d’images** acquises par un même capteur dans les mêmes conditions [Lelong *et al.* 2008, Causi & Luca 2005]. Dans ce cas, le vignettage est mis en évidence en calculant la moyenne des images disponibles.

Dans le cadre d’une étude de **photographies aériennes anciennes**, il est à considérer que certaines informations sur le capteur peuvent être manquantes (type de lentille, distance focale, ouverture ...). De plus, il est souvent très compliqué, voire impossible, d’accéder à des données de calibration. Enfin, il est parfois difficile de travailler avec un nombre exhaustif de clichés car une ou deux images sont parfois nécessaires en fonction du site d’étude. En conséquence, les méthodes de correction citées précédemment ne sont pas applicables à toutes les situations, notamment dans le cadre des études multi-dates où le choix des photographies aériennes est contraint par leur disponibilité en archives. De manière générale, la qualité et la quantité des informations relatives aux données photographiques varie selon les caractéristiques spécifiées par les utilisateurs finaux ayant effectué la commande ou le producteur de la donnée lui-même, comme l’IGN par exemple. Ainsi, l’utilisateur se heurte souvent à un manque

d'information et ne peut pas prétraiter correctement les photographies aériennes dont il dispose, ce qui le conduit fréquemment à photointerpréter les clichés sans pouvoir les traiter automatiquement.

Il se révèle donc particulièrement intéressant de développer un outil permettant de s'affranchir de l'absence d'informations sur le capteur, de support de calibration et pouvant s'appliquer à un nombre important de clichés. Son élaboration pourrait ainsi répondre aux besoins de tout utilisateur, quelque soit l'étendue de sa zone d'étude et le type de photographie utilisé.

Nous verrons dans la partie suivante comment la mise en place d'un tel outil a été rendue possible grâce notamment à l'utilisation des ondelettes et de l'analyse de textures.

4.1.2 Méthode développée

Une photographie aérienne peut être décrite comme la représentation d'un (ou plusieurs) motif(s) uniforme(s) correspondant à un (ou plusieurs) type(s) de paysage(s) ou structures (cf. section 1.2.3). Dans le cas où l'image ne représente qu'un seul paysage, la photographie aérienne peut être interprétée comme un motif unique invariant vis-à-vis de la luminance et de la texture. Cependant, il s'agit d'un exemple « idéal » car une photographie aérienne comporte souvent plusieurs paysages. En effet, les paysages s'entremêlent et en définitive, l'image est organisée selon une combinaison de motifs dont les caractéristiques de luminance et de texture diffèrent [Nóbrega & Quintanilha 2004]. Les photographies peuvent ainsi paraître plus sombres localement à cause d'une faible réflectance liée à un type d'occupation du sol donné. Par exemple, comme le montre la figure 4.4, le milieu urbain peut être caractérisé par une réflectance plus faible sur une image panchromatique qu'un paysage rural au cours de la saison hivernale quand la majorité des parcelles agricoles sont nues ou peu couvertes par la végétation. L'image ne forme pas une surface homogène. Il est alors nécessaire de traiter les données indépendamment et d'identifier l'organisation des paysages ou des structures qui les composent.

L'ensemble des traitements mis en oeuvre afin de corriger le vignettage sont présentés sur la figure 4.5. Comme les images peuvent comporter différents types de paysages, une étape de segmentation doit être préalablement réalisée afin de les identifier précisément. Les valeurs spectrales des paysages sont ensuite normalisées de manière à ce que les variations de la luminance ne dépendent plus de l'occupation du sol. Les détails de l'image normalisée sont alors supprimés à partir d'une décomposition en ondelette et l'effet de vignettage est enfin modélisé selon une fonction $\cos^n(\theta)$.

La présentation de la méthode de correction du vignettage s'articule ainsi de la manière suivante : la méthode de segmentation est décrite dans la section 4.1.2.1 ; la normalisation de l'image est présentée dans la section 4.1.2.2 ; la section 4.1.2.3 expose l'étape de lissage par une décomposition en ondelettes ; l'estimation de la fonction de correction est développée dans la section 4.1.2.4 ; la correction de l'image et sa valida-

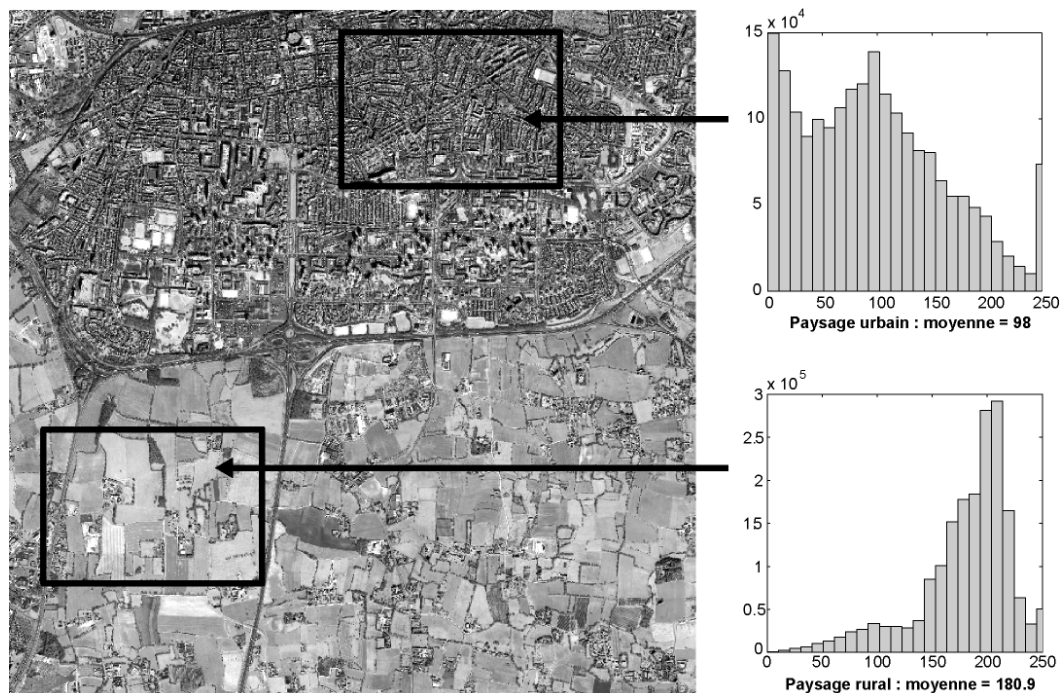


FIGURE 4.4 – Image panchromatique composée d’un paysage urbain et rural. La distribution des niveaux de gris des deux paysages est différente

tion sont présentées respectivement sont présentées respectivement dans les sections 4.1.2.5 et 4.1.2.6.

4.1.2.1 Identification des structures de l’image par segmentation

Afin d’identifier les paysages (ou structures) qui composent les photographies aériennes, celles-ci sont segmentées à partir d’une méthode invariante au niveau de gris moyen de l’image. Cette méthode est basée sur une analyse de texture par transformée d’ondelettes présentée dans la suite de ce travail (Chapitre 5). L’invariance au niveau de gris faisant l’objet d’une paramétrisation particulière de la méthode, le lecteur trouvera plus d’informations à la section 5.2.4.

4.1.2.2 Normalisation des structures de l’image

Lorsque l’image est correctement segmentée, on reconstitue une image homogène vis-à-vis des niveaux de gris.

En pratique, les distributions des coefficients de luminance de chacun des paysages (ou structures) issus de la segmentation sont centrées et réduites de manière à ce qu’elles aient des moyennes égales à 0 et des écart-types égaux à 1. Les nouvelles

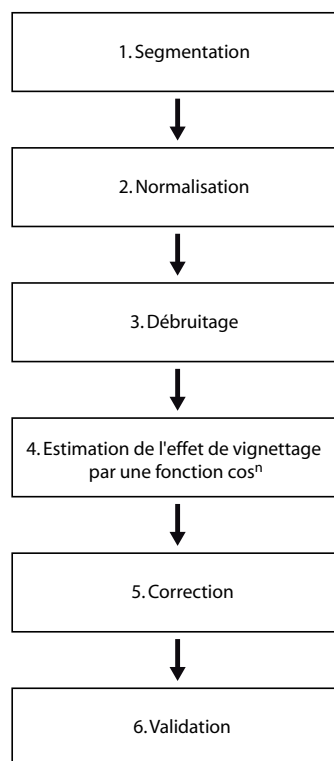


FIGURE 4.5 – Organigramme des traitements pour la correction du vignettage

valeurs de l'image sont alors :

$$I_{norm}(x) = \frac{I(x, k) - m(k)}{\sigma(k)} \quad (4.3)$$

où I_{norm} est l'image normalisée, I l'image originale, k une région de l'image, m et σ respectivement la moyenne et l'écart-type des coefficients de luminance de la région k . Une fois les différentes structures de l'image normalisées, celle-ci est lissée à l'aide d'une décomposition en ondelettes. Cela est détaillé dans la section suivante.

4.1.2.3 Débruitage par transformée d'ondelettes

Les motifs de l'image sont caractérisés par l'ensemble des objets géographiques du paysage qui la compose tels que les routes, les bordures des champs, maisons, etc (Figure 4.4). Bien que l'image soit normalisée, ces objets génèrent des variations de contrastes importantes sur l'image. Ces hautes fréquences peuvent être assimilées à un bruit non négligeable qui peut nuire à l'estimation des paramètres liés à l'effet de vignettage (développé dans la section suivante). Il est donc nécessaire de supprimer les détails de l'image afin de ne conserver que la variation de son niveau de gris moyen.

Dans [Yu 2004], l'auteur utilise une décomposition en ondelettes pour estimer le vignettage à partir d'une image de référence. La transformée en ondelettes est connue pour être un outil performant de débruitage [Donoho 1995, Donoho *et al.* 1995]. En appliquant successivement une transformée décimée, il est possible de séparer progressivement le bruit du signal original. Habituellement, le débruitage par ondelettes repose sur le choix du niveau de décomposition qui sépare au mieux le bruit et l'image. Dans le cas de la correction du vignettage, la suppression du bruit est plus évidente et seuls les coefficients d'approximation peuvent être utilisés. Dans [Yu 2004], l'auteur propose ainsi de décomposer l'image en cinq niveaux ($j = 5$) et de définir les coefficients de l'approximation comme effet de vignettage.

De manière analogue à Yu, nous supprimons les détails de l'image (routes, bordures des champs, maisons, etc.) pour ne conserver que le niveau de gris moyen de l'image (effet de vignettage). Nous utilisons une décomposition décimée afin de gérer plus facilement les ressources du système de traitement. Ce choix est justifié par la taille des photographies qui peut être particulièrement importante (par exemple 8000×8000 pixels). L'effet de vignettage peut ensuite être reconstruit à la même dimension que l'image originale en calculant sa transformée inverse. Il faut alors reconstruire l'image sans prendre en compte les composantes hautes fréquences de l'image de la manière suivante :

$$I_{denois} = \sum_m I_{norm,J}[m] \phi_{J,m}[k]. \quad (4.4)$$

Pour illustrer cette approche, la figure 5.8 présente la décomposition de l'image en 7 niveaux et sa reconstruction selon la relation (4.4).

Il est alors possible de réaliser une première correction de l'image bruitée à partir de l'image I_{denois} . Cependant, cette image reste encore trop hétérogène et risque de fournir un résultat encore trop imprécis. Nous proposons dans la section suivante de modéliser une fonction de type \cos^n à partir de l'image I_{denois} .

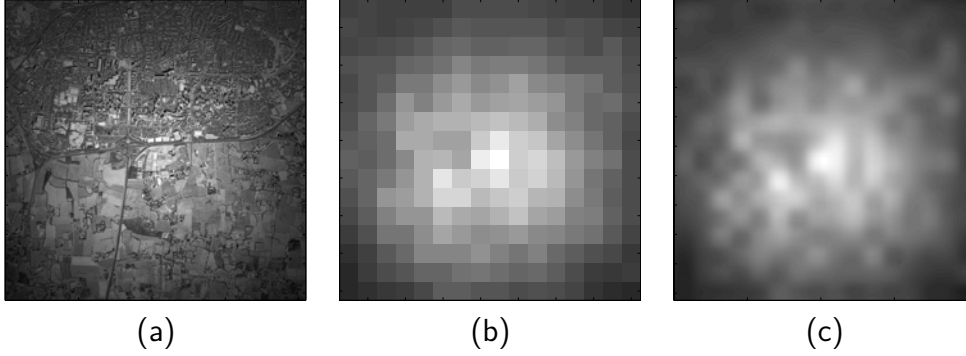


FIGURE 4.6 – **Débruitage de l'image par décomposition en ondelettes décimées** : (a) Image originale (2048×2048 pixels) ; (b) Image basse résolution pour $j = 7$ (16×16 pixels) ; (c) Reconstruction de l'image originale sans les composantes hautes fréquences (2048×2048 pixels)

4.1.2.4 Estimation de l'effet de vignettage par une fonction de type \cos^n

Dans cette partie, on cherche à estimer les paramètres liés à l'effet de vignettage. Rappelons que cet effet dégrade une image I en une image I_{deg} par la relation :

$$I_{deg}(i, j) = I(i, j) \cos^n \theta(i, j), \quad (4.5)$$

$\theta(i, j)$ étant l'angle résultant en (i, j) entre le point de la scène observée et le centre de la lentille (approximativement situé au centre de l'image), comme illustré sur la figure 4.2. On peut donc écrire :

$$I_{deg}(i, j) = I(i, j) \cos^n \arctan \frac{(i - i_c)^2 + (j - j_c)^2}{f^2}, \quad (4.6)$$

où (i_c, j_c) correspond à la coordonnée dans l'image du centre de la lentille et f la distance entre la lentille et le capteur. Étant donné que $\cos^n \arctan(x) = 1/\sqrt{1+x^2}$, nous avons

$$I_{deg}(i, j) = I(i, j) \left(\frac{f}{\sqrt{f^2 + (i - i_c)^2 + (j - j_c)^2}} \right)^n. \quad (4.7)$$

Le problème revient donc à estimer les paramètres optimaux $[i_c^*, j_c^*, n^*, f^*]$ satisfaisant la relation ci-dessus et peut donc s'écrire :

$$[i_c^*, j_c^*, n^*, f^*] = \min_{[i_c, j_c, n, f]} \sum_i \sum_j \left[I_{deg}(i, j) - I(i, j) \left(\frac{f}{\sqrt{f^2 + (i - i_c)^2 + (j - j_c)^2}} \right)^n \right]^2. \quad (4.8)$$

4.1. Corrections radiométriques

Il existe plusieurs solutions pour résoudre ce problème de minimisation. Étant donné que la fonction ci-dessus n'est pas convexe, nous avons choisi une méthode de recherche dichotomique [Bentley 1975]. Ce type de méthode est particulièrement adapté lorsque l'on est en mesure de fixer la gamme de variation des paramètres à estimer, ce qui est le cas pour cette application :

1. la distance f est de l'ordre de 100 à 200 mm ;
2. (i_c, j_c) sont initialisés au centre de l'image (ou à l'endroit où l'image $I_{deg}(i, j)$ atteint son maximum). Nous assumons que cette position est exacte à $\pm 10\%$ par rapport à la taille totale de l'image ;
3. Le coefficient n varie entre 1 et 4 [Ray 1988].

La recherche dichotomique permet de fournir, avec une précision désirée, les paramètres $[i_c^*, j_c^*, n^*, f^*]$. Nous renvoyons le lecteur vers [Bentley 1975] pour plus de renseignements sur cette approche.

4.1.2.5 Correction

De la même manière que dans [Lelong *et al.* 2008, Yu 2004, Yu *et al.* 2004], on calcule une matrice de correction I_{corr} à partir d'une image de référence. Cette image doit représenter une surface parfaitement lisse de couleur et d'illumination homogènes. Dans le cadre de notre application, l'image de référence correspond à l'image normalisée I_{cos} (cf. section 4.1.2.2). Il suffit alors de calculer un facteur de correction en chaque pixel de l'image à partir de cette image :

$$I_{corr}(i, j) = \frac{I_{cos, \max}}{I_{cos}(i, j)} \quad (4.9)$$

où $I_{cos}(i, j)$ est la valeur d'un pixel en (i, j) , $I_{cos, \max}$ est la valeur maximale de $I_{cos}(i, j)$ et $I_{corr}(i, j)$ est le facteur de correction pour un pixel en (i, j) , $I_{cos, \max}$. Toute image prise par le capteur dans les mêmes conditions d'acquisition peut être corrigée en multipliant les valeurs des pixels de celle-ci par les facteurs de correction :

$$I'(i, j) = I(i, j) I_{corr}(i, j) \quad (4.10)$$

où $I(i, j)$ et $I'(i, j)$ est l'image avant et après la correction du vignettage. L'effet de vignettage est ainsi stocké dans une matrice de la même dimension que les images traitées car les différents éléments de l'image auront une influence sur l'image de correction.

4.1.2.6 Validation

Pour comparer les images corrigées aux images originales, nous avons utilisé deux indices de qualité régulièrement employés en compression et débruitage d'images.

Rapport signal sur bruit, *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR). Le premier indice est le rapport signal sur bruit, appelé aussi *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR). Il est calculé à partir de l'erreur quadratique moyenne (EQM) des valeurs de luminance de l'image (équation 4.11) :

$$EQM = \frac{\sum_{M,N} [I_1(m,n) - I_2(m,n)]^2}{M \times N} \quad (4.11)$$

et

$$PSNR = 10 \times \log_{10}\left(\frac{1}{EQM}\right) \quad (4.12)$$

Il est généralement admis qu'une image soit de bonne qualité pour des valeurs de PSNR variant entre 30 et 40 dB. Il faut souligner que celui-ci ne prend pas en compte la qualité visuelle de reconstruction. [Wang & Bovik 2002] a mis en évidence que deux images aux qualités visuelles différentes peuvent avoir des EQM similaires.

Indice universel de qualité d'image, *Universal Image Quality* (UIQ). Le second indice proposé par [Wang & Bovik 2002] est un indice universel de qualité d'image, appelé *Universal Image Quality* (UIQ). Il s'exprime par :

$$UIQ = \frac{4\sigma_{x,y}\bar{x}\bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)(\bar{x}^2 + \bar{y}^2)} \quad (4.13)$$

Cet indice a l'intérêt de prendre en compte les variations locales de l'image. En effet, l'indice n'est pas déterminé à partir d'une unique valeur calculée sur l'ensemble de l'image mais est obtenu au moyen d'une fenêtre glissante calculant une valeur de l'indice UIQ_j pixel par pixel. Ainsi, Pour M pixels l'indice s'exprime par :

$$UIQ = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M UIQ_j \quad (4.14)$$

4.1.3 Application et résultats

Nous avons évalué cette méthode sur des images à THRS où un effet de vignettage a été simulé : la première représente deux textures de Brodatz [Brodatz 1966] et la seconde est une image panchromatique du satellite Quickbird composée d'un milieu urbain et rural. L'effet de vignettage a été simulé à l'aide d'une fonction cosinus et multiplié aux images originales. Les images originales et avec vignettage sont présentées sur les figures 4.7 (a–b) et 4.8 (a–b).

L'objectif de cette application est de reconstruire l'image originale à partir de l'image bruitée. Plusieurs approches sont testées pour estimer la fonction de vignettage. Celles-ci s'appuient sur :

- l'image débruitée I_{denois} issue de la transformation en ondelettes ;
- l'estimation de la fonction cosinus ;

4.1. Corrections radiométriques

- la combinaison des deux. C’est à dire une estimation de la fonction de vignettage à partir de l’image I_{denois} .

Pour les deux images test, nous présentons les résultats des étapes de segmentation, de normalisation, d’estimation du bruit et de correction de l’image sur les figures 4.7 et 4.8.

Nous validons les résultats à l’aide des indices $PSNR$ et UIQ . Comme le montre le tableau 4.1, la méthode combinant l’utilisation des ondelettes et l’estimation de la *fonction cosinus* produit de meilleurs résultats pour les deux images test et se démarque sensiblement des autres méthodes. Les valeurs des indices UIQ et $PNSR$, respectivement de 0.98 (sur 100) et de 38,56 (rappelons qu’une image de très bonne qualité a un $PNSR$ compris entre 30 et 40) ne sont pas contradictoires : elles sont très satisfaisantes et mettent en évidence l’efficacité de cette approche quant à la reproduction de l’image originale.

Tableau 4.1 – Indices de qualité d’image après dévignettage

	UIQ	PSNR (dB)
Aucun traitement	0.74	16.25
Ondelettes	0.83	26.79
Fonction \cos^4	0.89	21.60
Ondelettes et fonction	0.97	34.34
Aucun traitement	0.56	15.33
Ondelettes	0.86	25.01
Fonction \cos^4	0.91	26.62
Ondelettes et fonction	0.98	38.56

De multiples expérimentations montrent que les faibles scores produits par la méthode de la *fonction cosinus* s’expliquent par un problème de définition des coordonnées de son maximum. Plus ils sont excentrés du maximum recherché et plus l’erreur est importante. Dans le cas de la méthode par ondelettes, ce sont les fortes variations locales qui n’ont pu être correctement lissées qui génèrent le plus d’erreurs. Ces variations sont principalement dues à un effet de bords et à la présence d’objets isolés ayant de fortes valeurs de luminance. Les meilleurs résultats obtenus par la combinaison des deux méthodes s’expliquent ainsi par la complémentarité des deux approches. La sélection des coordonnées du maximum de la *fonction cosinus* est facilitée par la décomposition en ondelettes qui fournit une image lissée et globalement cohérente avec l’effet de vignettage. Les variations locales ne sont alors plus prises en compte par la *fonction cosinus* qui s’approche au mieux du modèle physique du vignettage.

Cette application sur des images test a permis de valider la méthode développée : l’extraction et l’estimation du vignettage correspondent aux valeurs recherchées et les images corrigées sont similaires aux images originales. Étant donnée la qualité des résultats, nous avons choisi de retenir cette méthode correction du vignettage pour prétraiter les photographies aériennes sélectionnées dans le cadre de notre étude. Cette

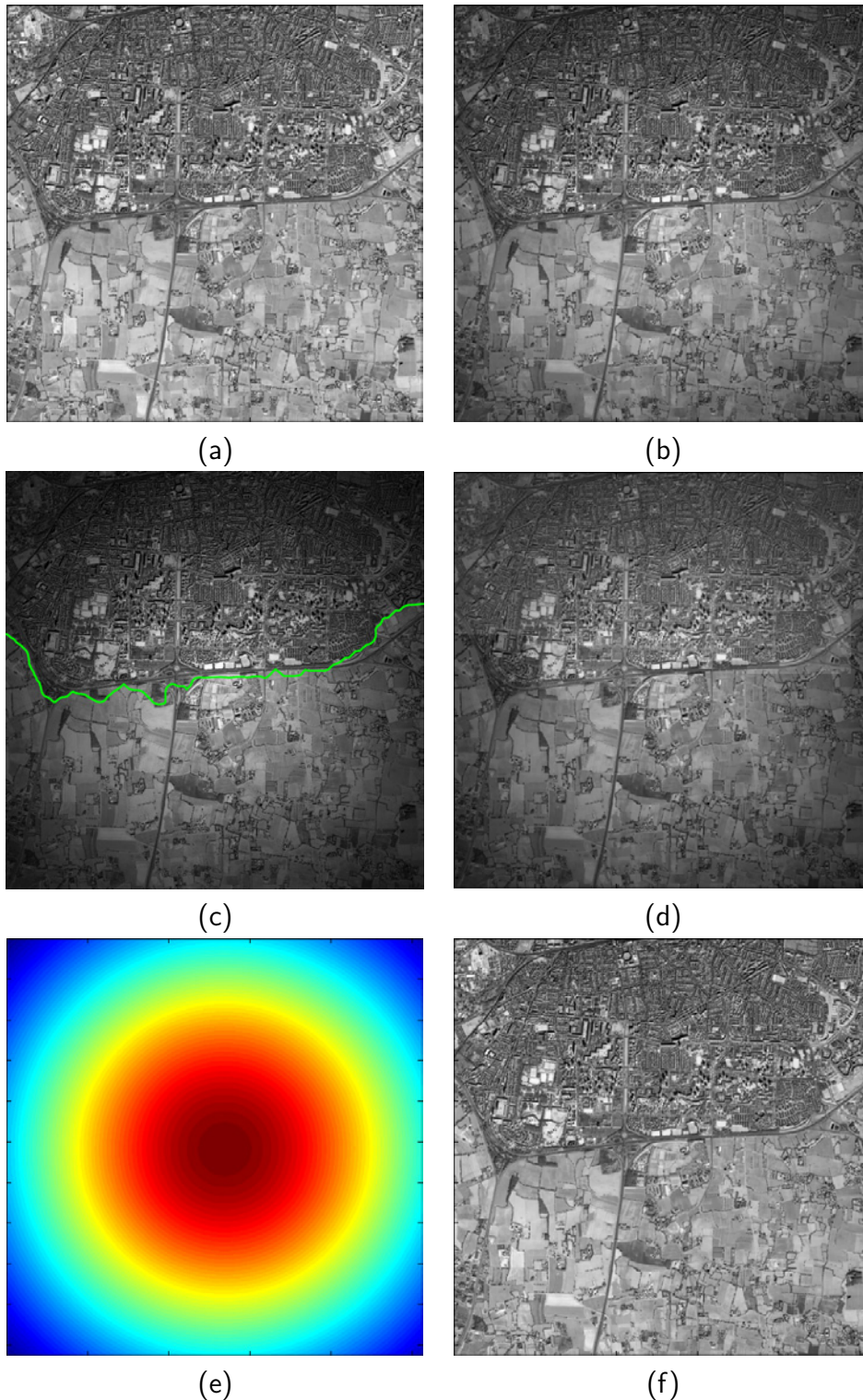


FIGURE 4.7 – Résultat de dévignettage sur une image panchromatique Quickbird à partir de la méthode proposée : (a) image originale, (b) image bruitée, (c) Segmentation de l'image, (d) image normalisée, (e) bruit estimé , (f) image corrigée

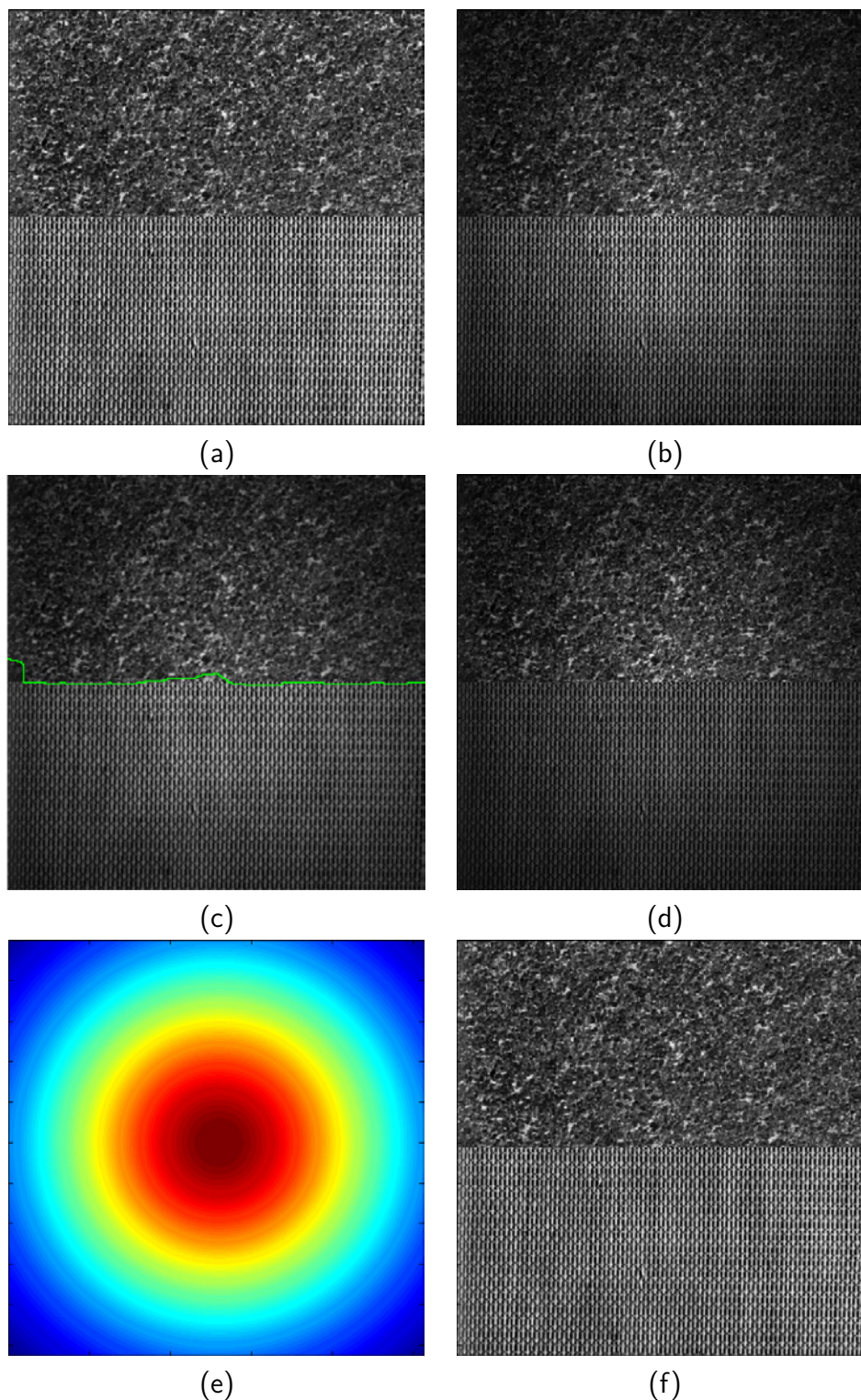


FIGURE 4.8 – Résultat de dévignettage sur image synthétique à partir de la méthode proposée : (a) image originale, (b) image bruitée, (c) Segmentation de l'image, (d) image normalisée, (e) bruit estimé , (f) image corrigée

méthode a ainsi été appliquée à l'ensemble des clichés de cette étude (Figures 4.9 et 4.10).

4.2 Corrections géométriques

Les images doivent être parfaitement superposables et géoréférencées dans un repère géographique donné afin de pouvoir être facilement comparées entre elles mais aussi avec d'autres types de documents (cartes, relevés de terrain...). Cette étape est indispensable pour pouvoir appliquer ensuite des traitements de détection de changement et intégrer les images dans un Système d'Information Géographique.

Les corrections géométriques ont pour objectif d'attribuer des coordonnées géographiques précises à chaque image et ainsi de réaliser des images appelées orthophotographies ou encore orthoimages.

Les propriétés géométriques des photographies aériennes et des images satellites sont variables, car elles dépendent de leur mode d'acquisition et de la topographie de la surface observée. Mis à part le relief, qui reste négligeable dans les zones étudiées lors de ce travail, les distorsions géométriques varient en fonction des capteurs et des plateformes qui les transportent. Nous présenterons dans cette section les principaux types de distorsion géométrique possibles et les moyens mis en oeuvre pour y remédier. Nous nous intéresserons avant tout aux photographies aériennes, pour lesquelles les corrections géométriques sont particulièrement importantes, et nous décrirons comment celles-ci peuvent être assemblées en une mosaïque d'images.

4.2.1 Types de distorsions

Les distorsions géométriques sont de deux ordres :

Une partie des distorsions sont dues à la **qualité du capteur**. En effet, la plupart des photographies aériennes anciennes comportent une distorsion en barillet. Ce type de distorsion dépend de la forme de la lentille : il est particulièrement important avec des lentilles sphériques, tandis que les lentilles asphériques limitent ce phénomène. Le capteur reproduit une même surface de sol plus grande dans la partie centrale de l'image que dans les parties périphériques (Figure 4.11). Dans [Provencher & Dubois 2007], les auteurs rapportent que le changement d'échelle peut être de l'ordre de 20 %, ce qui explique l'une des raisons pour lesquelles principalement le centre des photographies est étudié en photo-interprétation.

La seconde partie des distorsions est due au **mouvement de la plateforme** lors de l'acquisition des images. Comme le montre la figure 4.12, le tangage (mouvement de l'avion de l'avant vers l'arrière) déforme la partie inférieure et supérieure de l'image, tandis que le roulis (balancement d'un côté à un autre de l'avion) déforme les parties droite et gauche de l'image.

Il s'ensuit que l'image acquise par le capteur ne représente pas correctement la réalité au sol. L'image est perturbée par un ensemble de distorsions où l'échelle des



(a)



(b)

FIGURE 4.9 – Exemple de dévignettage à partir d'une photographie aérienne de 1958 :
(a) Avant correction, (b) Après correction



(a)



(b)

FIGURE 4.10 – Exemple de dévignettage à partir d’une photographie aérienne de 1969 à partir de la méthode proposée : (a) Avant correction, (b) Après correction

objets n'est pas la même en chaque point. Afin de représenter correctement les objets observés, il est nécessaire d'appliquer un redressement de l'image inhérent à chaque type de distorsions.

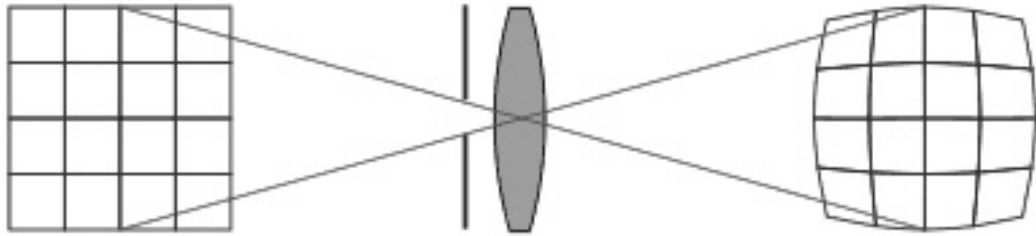


FIGURE 4.11 – **La distorsion en barillet.** Les objets représentés au centre de l'image sont plus grand que ceux représentés aux extrémités

4.2.2 Corrections

Il existe deux types d'approches bien connues pour corriger les distorsions géométriques de photographies aériennes :

Le premier consiste à créer un **modèle de correction** à partir d'informations sur le relief du sol (modèle numérique de terrain), d'informations sur les conditions de vol (altitude, position de la plateforme) et le capteur (focale de l'objectif, calibration de l'appareil).

La seconde approche conçoit, à partir de points d'intérêt, une **relation mathématique** entre les coordonnées des pixels de l'image et les coordonnées géographiques d'une donnée externe géoréférencée (carte, photographie ou image satellitale géoréférencée).

Bien que le modèle de correction repose sur des mesures physiques et qu'il fournit des mesures exactes sur les déformations, il reste contraignant à mettre en oeuvre car il nécessite de nombreux paramètres pouvant être difficiles à rassembler. La seconde approche s'avère plus simple et plus facilement reproductible, mais présente l'inconvénient majeur suivant : le nombre important de points d'intérêt à définir est une tâche longue et fastidieuse.

Avec cette seconde approche, les corrections géométriques d'une image sont réalisées en trois étapes. Il faut tout d'abord établir un lien entre les coordonnées du référentiel géographique et les coordonnées des pixels de l'image à corriger. Ensuite, on estime la meilleure transformation possible de l'image correspondant au référentiel géographique. La dernière étape consiste alors à calculer de nouvelles valeurs de la luminance pour l'image géoréférencée à l'aide d'une méthode d'interpolation. Chacune de ces étapes est développée dans les sections suivantes.

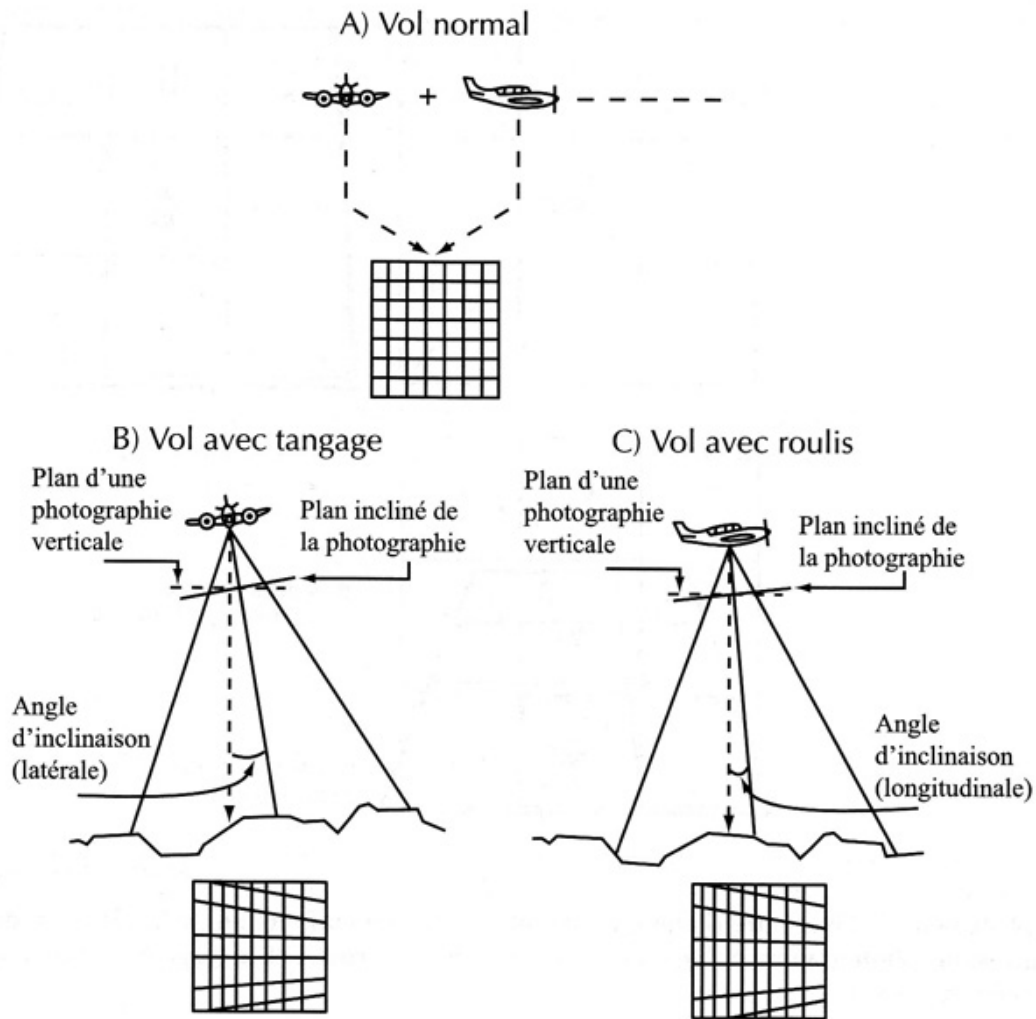


FIGURE 4.12 – Les distorsions dues au mouvement de la plateforme (dans [Provencher & Dubois 2007])

4.2.2.1 Le choix des points d'intérêt

Les points d'intérêt, aussi appelés points d'amer, correspondent à une information précise que l'on retrouve à la fois dans l'image à corriger et dans la donnée de référence.

Habituellement appliqués à des images satellites à haute résolution spatiale, les points d'amer correspondent le plus souvent à des croisements de routes, des parcelles agricoles, une maison. Il existe des méthodes d'acquisition automatiques pour détecter ces points d'intérêts [Hsieh 1997, Perlant & McKeown 1990, Zitova 2003], cependant elles sont souvent dédiées à des images satellites à haute résolution spatiale et se révèlent moins performantes pour traiter des images à THRS qui sont plus complexes. De plus, elles identifient des points sur des images facilement comparables. Ce type d'application est plus difficile lorsque les images comportent de nombreuses différences, ce qui peut être le cas si l'intervalle de temps entre l'image à corriger et l'image de référence est important.

Dans le cadre d'une application en détection de changements, rappelons que la précision géométrique a une importance considérable sur les changements détectés [Dai & Khorram 1999]. Le résultat attendu doit être quasi parfait et ne peut tolérer aucune erreur de géoréférencement. Le choix d'une acquisition manuelle des points de contrôle semble alors plus pertinent. La tâche n'en est pas moins difficile pour l'utilisateur qui fait face aux mêmes difficultés que la machine : lorsque l'on souhaite géoréférencer des photographies anciennes et que l'on ne dispose que de données de référence récentes, la tâche est particulièrement ardue. Un espace de dix ans entre les images est suffisamment important pour restreindre considérablement le choix des points d'intérêt. Le choix des points est particulièrement difficile en milieu péri-urbain : des parcelles agricoles disparaissent, des lotissements sortent de terre, et les routes ont pu se transformer en autoroute. En outre, il faut être très vigilant à la forte représentation de détails des images à THRS qui peut induire l'utilisateur en erreur, un même objet pouvant être représenté sous deux états différents selon les images. Par exemple, un arbre peut être représenté à deux stades phénologiques différents et ne plus avoir la même forme.

Ainsi, il s'avère que le choix des points dépend avant tout du contexte (rural ou urbain). Il faut tirer avantage de l'organisation de chaque type de paysage. En milieu rural, les points les plus fréquents sont les croisements de routes. Il faut éviter de chercher des points d'amers dans les formes végétales en général. Les haies boisées sont généralement dans un état phénologique différent entre deux dates. Cependant, un arbre isolé, ou le coin -sans haies- délimitant deux cultures aux réponses spectrales contrastées peuvent convenir. Enfin, les chemins dans les jardins par exemple sont aussi très utiles.

En milieu urbain, selon les quartiers, la difficulté varie. Certaines zones, comme les zones d'activités, universités, mais aussi jardins publics ou espaces verts sont parcourues par des chemins très géométriques, de plus leur entretien régulier assure leur pérennité. En centre-ville, restent surtout quelques parcs à la française. Les cimetières

sont des lieux typiquement stables et assurent dans le temps une zone pour quelques points de contrôle.

Dans l'ensemble, certaines règles sont à retenir : il est impératif de prendre des points au sol, excluant ainsi les arbres, le toit des bâtiments, etc. Les repères en hauteur sont sujets aux déformations radiales de l'image et sont trop imprécis. En milieu urbain, on remarque particulièrement les marquages au sol qui s'apparentent à de fortes variations de contrastes. Bien qu'ils soient spatialement surreprésentés, ils font néanmoins office des repères de second choix. Ils sont à prendre avec prudence, car leur position sur les routes peut varier. Les terrains de sport et parking sont plus appropriés. Quelques exemples de points d'amer sont présentés sur la figure 4.13.

Les points doivent être suffisamment espacés et recouvrir l'ensemble de la photographie de manière homogène. En moyenne, on essaie d'extraire 200 à 250 points d'intérêt pour une photographie aérienne au 1/25000.

4.2.2.2 Transformation

Le but de la transformation est de créer une relation mathématique entre les coordonnées des points d'amers, qui pourra par la suite être appliquée à l'ensemble des pixels. Dans la plupart des cas, cette relation est établie par le biais d'une fonction polynomiale mais elle peut aussi l'être par une transformation élastique.

Les transformations polynomiales . Dans le cas d'une transformation polynomiale d'ordre 1, la relation entre les coordonnées de l'image et le référentiel géographique s'exprime de la manière suivante :

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a \times x \\ c \times y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

où x' et y' sont les coordonnées de géographiques, x et y sont les coordonnées des pixels de l'image. a et c sont des facteurs d'échelle et/ou de rotation, et b et d des termes de translation.

On peut élever le degré de la fonction pour s'approcher davantage des coordonnées des points d'intérêt. Les transformations de degré 1 conservent la forme de l'image originale, tandis que les transformations de degré 2 et de degré 3 déforment l'image et entraînent des distorsions locales de l'image.

La mesure de précision souvent utilisée lors de cette étape de transformation est l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre les coordonnées des points d'intérêts préalablement saisis et leur estimation. Il va de soi, que plus le nombre de points est important, et plus l'EQM est significative.

Lors de nos tests, il s'est avéré que ces transformations n'étaient pas adaptées à la précision géométrique recherchée. Les photographies comportent un nombre de distorsions locales trop importantes et il en résulte des décalages de 2 à 3 mètres en certains points de l'image qui ne peuvent être corrigés. Nous nous sommes donc orientés

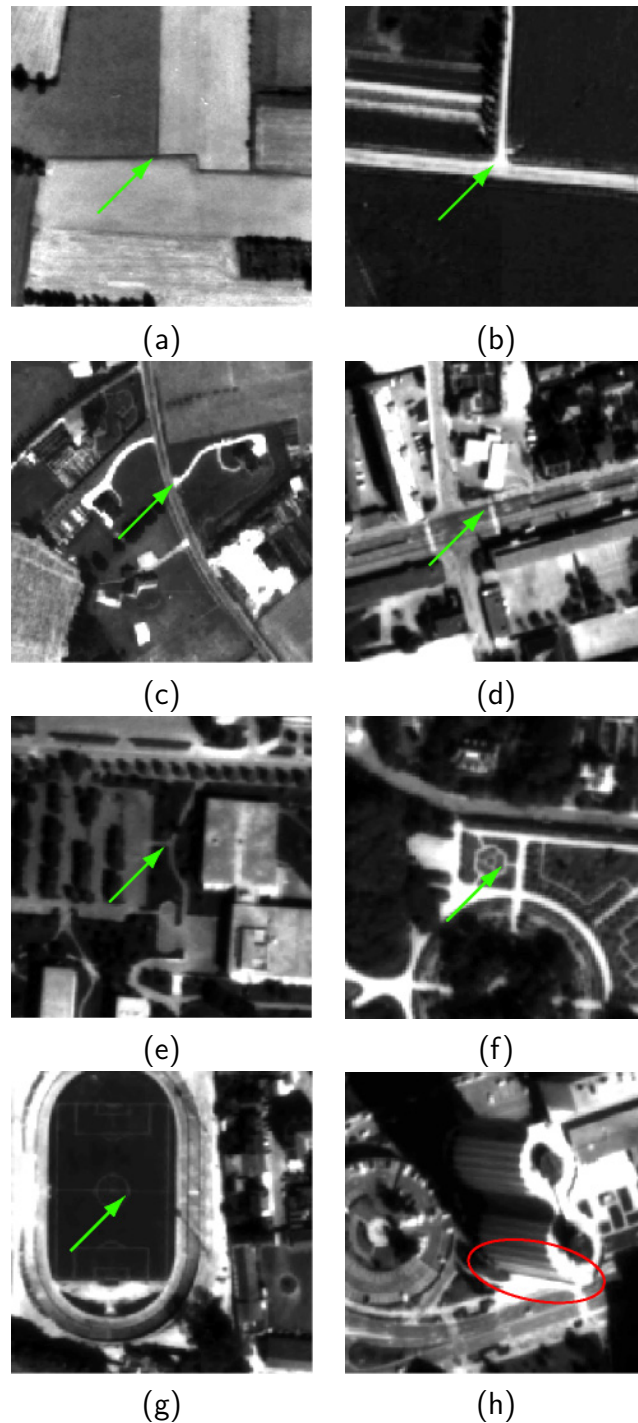


FIGURE 4.13 – Exemple de points d’amer dans une image à THRS : (a) jonction de parcelles agricoles sans haies, (b) croisement de route, (c) chemin de maison de plain-pied, (d) marquage au sol, (e) chemin typique des zones péri-urbaines, universités, (f) jardin à la française, (b) marquage de terrain de jeu, (b) pied et toit d’un bâtiment (À éviter)

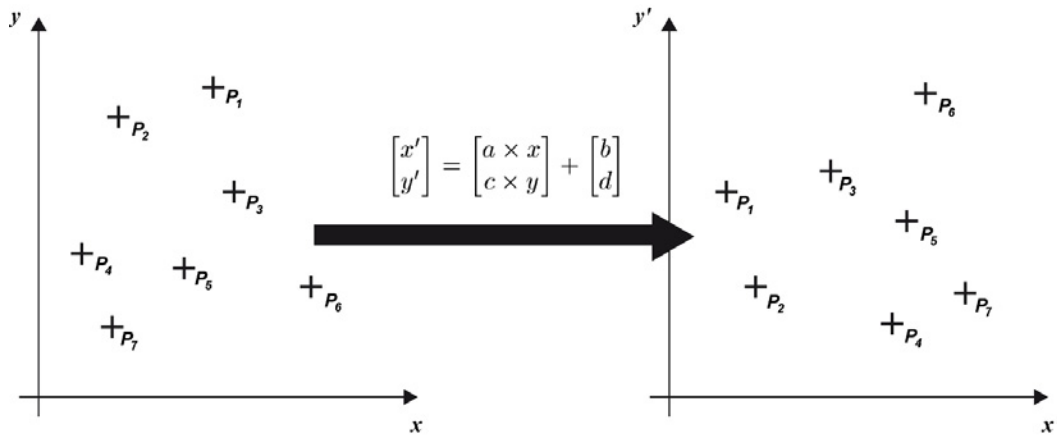


FIGURE 4.14 – Schématisation d’une transformation polynomiale

vers une méthode de transformation dite « élastique » qui applique des transformations locales spécifiques.

La transformation élastique La transformation élastique, *rubber-sheeting*, repose sur une triangulation de Delaunay des points d’intérêts [Doytsher 2000, Saalfeld 1985, White & Griffin 1985]. Une transformation polynomiale de degré variable est ensuite attribuée pour chaque triangle créé. Ainsi, une correction locale est définie pour chaque partie de l’image délimitée par un triangle.

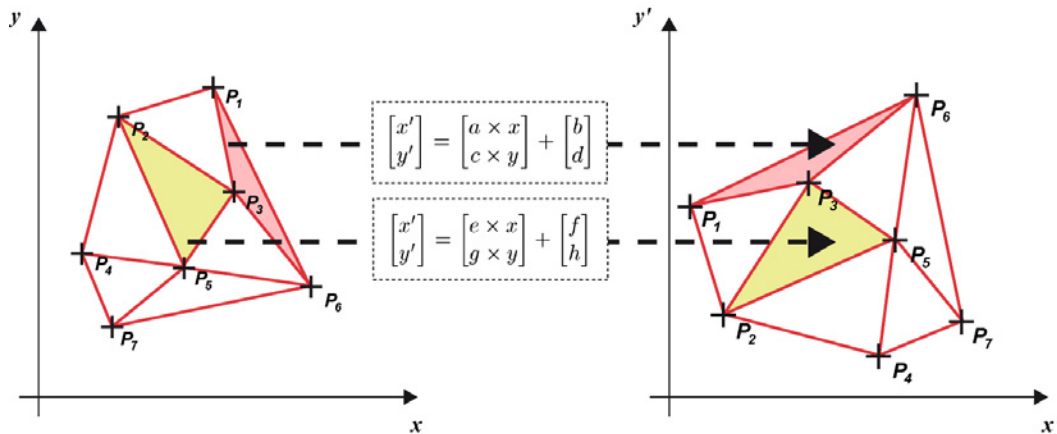


FIGURE 4.15 – Schématisation d’une transformation élastique : la triangulation de Delaunay figure en rouge. A chaque triangle est appliquée une transformation polynomiale spécifique (d’ordre 1 dans cet exemple)

La qualité de cette transformation dépend principalement du nombre de points et de leur emplacement. À partir d’un nombre de points trop faible ou de points positionnés

4.3. Réalisation d'une mosaïque

à intervalle irrégulier, un nombre insuffisant de triangles seraient créés. Dans ce cas de figure, les triangles ont des formes allongées et recouvrent d'importantes surfaces de l'image. La transformation attribuée à chacun de ces triangles est alors trop différente des triangles avoisinants et l'image corrigée est affectée par des transitions brutales qui génèrent des discontinuités dans l'image. La saisie d'un nombre de points important répartis de manière homogène sur la totalité de l'image est donc cruciale, car elle permet une bonne triangulation comportant de nombreux triangles à la forme compacte.

4.2.2.3 Le rééchantillonnage par interpolation bicubique

Parmi les trois méthodes de rééchantillonnage existantes, nous avons choisi d'utiliser l'**interpolation bicubique** car cette méthode s'avère plus intéressante que la méthode par plus proches voisins (qui produit un « effet d'escalier » et dégrade les contours) et elle préserve mieux la dynamique de l'image que la méthode bilinéaire [Caloz & Collet 2001].

L'interpolation cubique (« bicubique » dans le cas d'une matrice) consiste à évaluer localement une équation d'ordre 3 ($y = a \cdot x^3 + b \cdot x^2 + c \cdot x + d$). Il est ainsi nécessaire de disposer 4 points pour évaluer cette fonction. Dans le cas d'une image en 2D, l'estimation est réalisée à partir d'une fenêtre de taille 4×4 pixels (soit 16 pixels). L'interpolation permet d'obtenir la même pente pour la tangente de chaque point de l'image, ce qui produit un effet lissé.

4.3 Réalisation d'une mosaïque

La réalisation d'une mosaïque consiste à assembler l'ensemble des photographies en une seule image. Pour ce faire, il est nécessaire de tenir compte des déformations radiales produites par le capteur et d'assurer des transitions entre les images afin de ne pas faire apparaître de discontinuités.

4.3.1 Déformations radiales

La perspective centrale des photographies aériennes engendre des distorsions radiales qui surreprésentent et déplacent des objets surélevés tels que les habitations ou certaines formes végétales. Le phénomène est d'autant plus important que la position de ces objets est éloignée du nadir. Par exemple, la surface occupée par un bâtiment sur l'image est plus importante que son emprise réelle, car on peut observer à la fois son toit et sa façade. Cette surreprésentation se produit au détriment d'une partie de l'occupation du sol avoisinante qui est masquée. Ceci entraîne des configurations d'occupation du sol illogiques (une route peut ainsi être sectionnée par le toit d'un bâtiment) qui créent des erreurs thématiques importantes, des pertes d'information, ainsi que des pertes d'informations dans l'image.

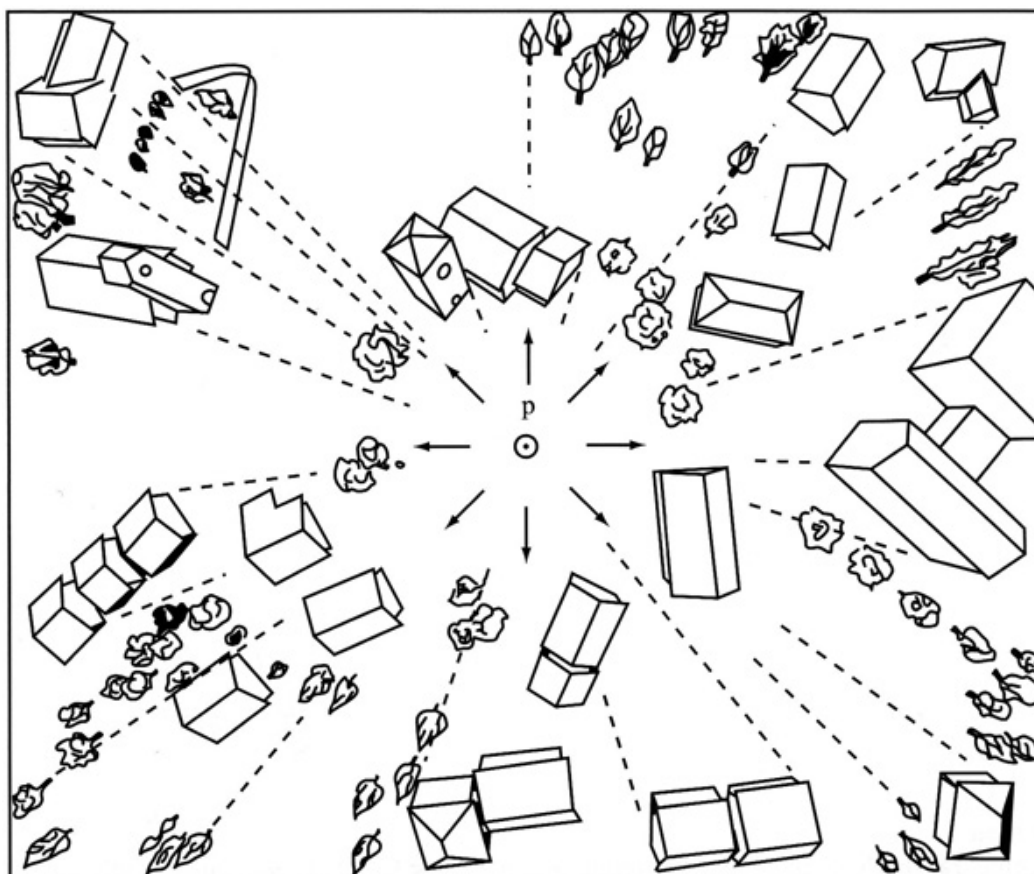


FIGURE 4.16 – Les distorsions radiales observées sur une photographie aérienne (dans [Provencher & Dubois 2007]). Les faces des objets sont nettement plus visibles lorsqu'ils se situent aux extrémités de la photographie

4.4. Conclusion

Il est alors important de privilégier la partie centrale de chaque photographie qui est moins affectée par ces déformations radiales. De plus, l'utilisation de toutes les photographies disponibles est à privilégier afin d'assurer un recouvrement maximum des objets de la zone étudiée.

4.3.2 Création des tuiles

L'assemblage des photographies est une étape essentielle pour assurer l'homogénéité de la mosaïque. Il doit être effectué en prenant en compte les différences de luminance et les légers décalages géométriques résiduels existant entre les images, et en assurant la gestion de l'ensemble des objets géographiques contenus dans les images. Au cours de cette opération, chaque élément de l'image doit être pris en considération.

L'homogénéité de la mosaïque est assurée en découpant des tuiles respectant la sémantique de chaque photographie [Afek & Brand 1998, Hummer-Miller 1989, Zobrist *et al.* 1983]. En d'autres termes, il s'agit de reconstituer un puzzle où chaque photographie s'imbrique dans l'autre selon des contours communs (routes, limites de parcelles) comme le présente la figure 4.17. Ce procédé est réalisé manuellement afin de ne pas sectionner d'objets.

Rappelons ici que ce type d'objet est soumis aux déformations radiales des photographies et peut être représenté avec une orientation différente d'une image à l'autre. Il est donc préférable de sélectionner la partie centrale de chaque image. De plus, ce découpage doit éviter autant que possible de passer par les objets surélevés tels que les bâtiments et les formes végétales telles que les haies. Par exemple, longer une haie sur une image peut revenir à couper en deux cette même haie qui apparaît plus large sur l'image voisine. Il faut donc passer sur les routes, les chemins de fer, les cours d'eau autant que possible.

L'ensemble des tuiles étant délimité (Figures 4.18 et 4.19), la dynamique des images est normalisée en fonction de leurs zones de recouvrement. Les images sont ensuite découpées et assemblées. Les figures 4.20 et 4.21 présentent des exemples de résultats obtenus à partir de photographies aériennes au 1/25000 sur les métropoles de Rennes et Angers.

4.4 Conclusion

Dans cette section, nous avons appréhendé l'ensemble des prétraitements apportés aux photographies aériennes avant qu'elles ne fassent l'objet d'une détection de changements.

Nous avons développé une méthode pour corriger le vignettage des images à THRS. Ce phénomène est particulièrement récurrent sur les photographies aériennes anciennes et les méthodes actuellement disponibles pour remédier à ce type de distorsion ne sont pas adaptées à ce type de données. La méthode mise en oeuvre présente la particularité d'utiliser une seule image et n'utilise aucune information sur le type de capteur ayant

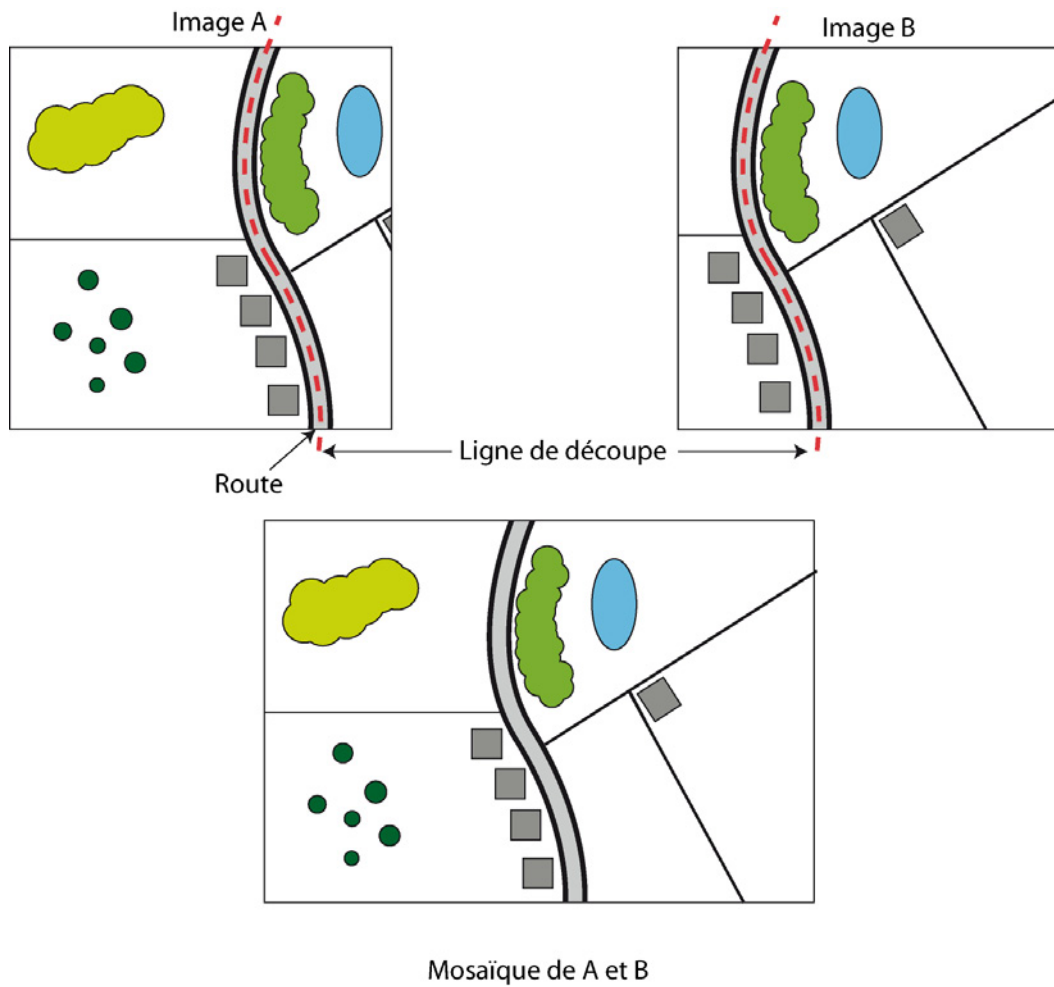


FIGURE 4.17 – Découpage des photographies selon la sémantique de l’image. Grâce à ce type de découpage, on n’observe pas discontinuités lorsque les deux photographies sont assemblées

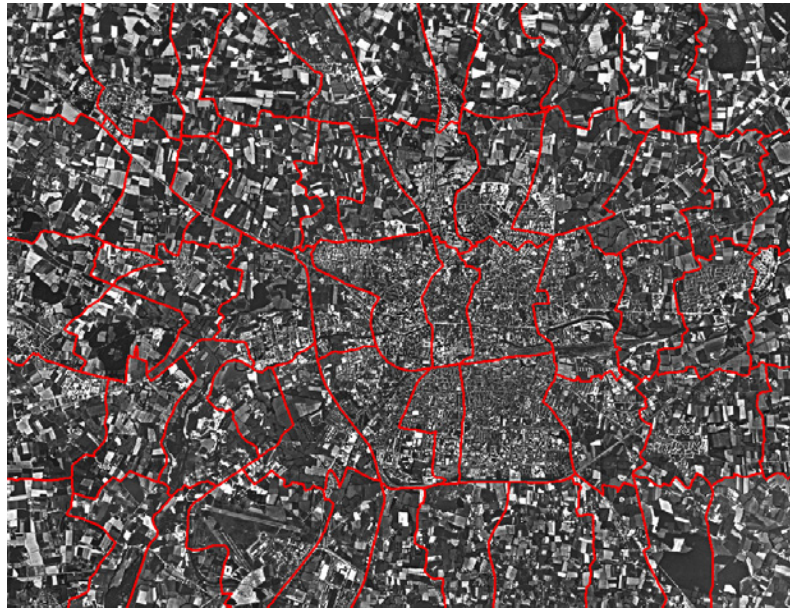


FIGURE 4.18 – Présentation d'un ensemble de tuiles (Rennes, 1978, 1/14500) : à chaque polygone correspond une photographie

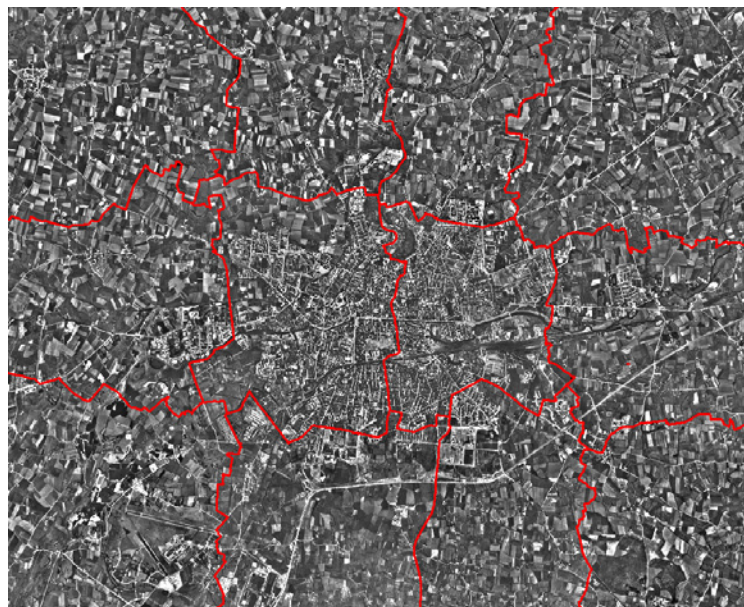
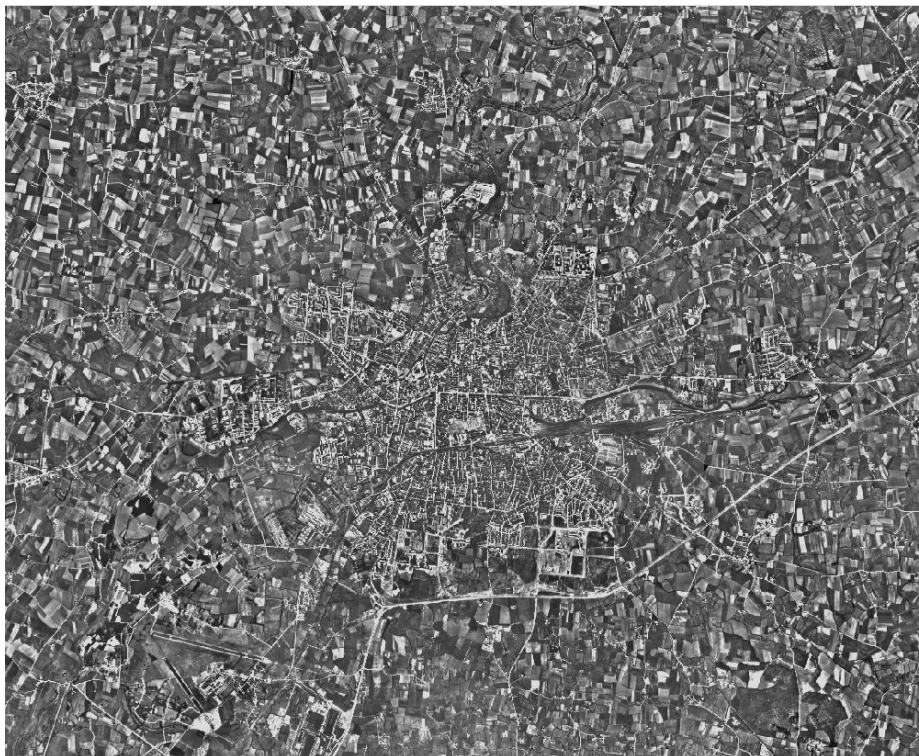


FIGURE 4.19 – Présentation d'un ensemble de tuiles (Rennes, 1969, 1/25000) : à chaque polygone correspond une photographie

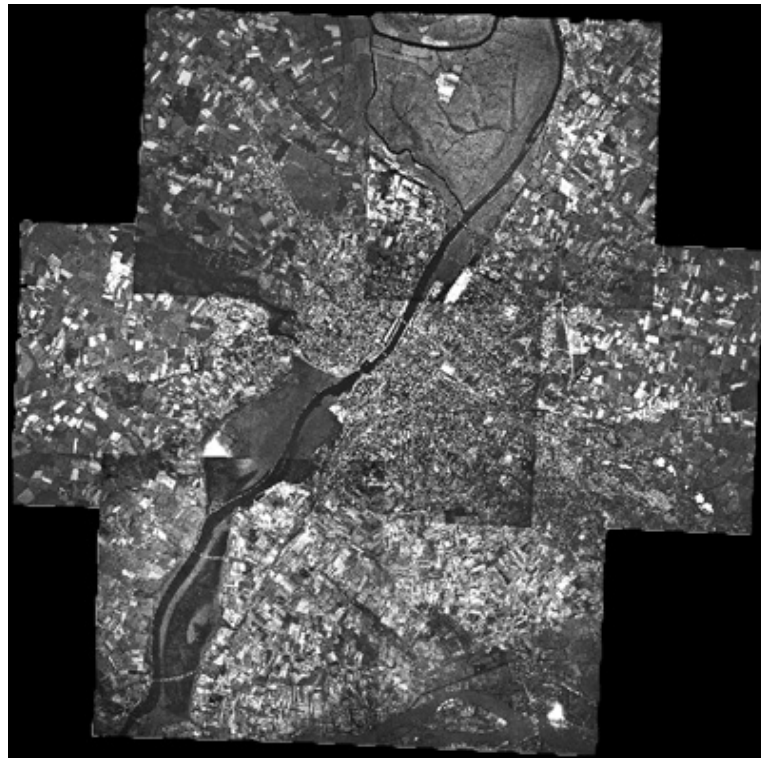


(a)

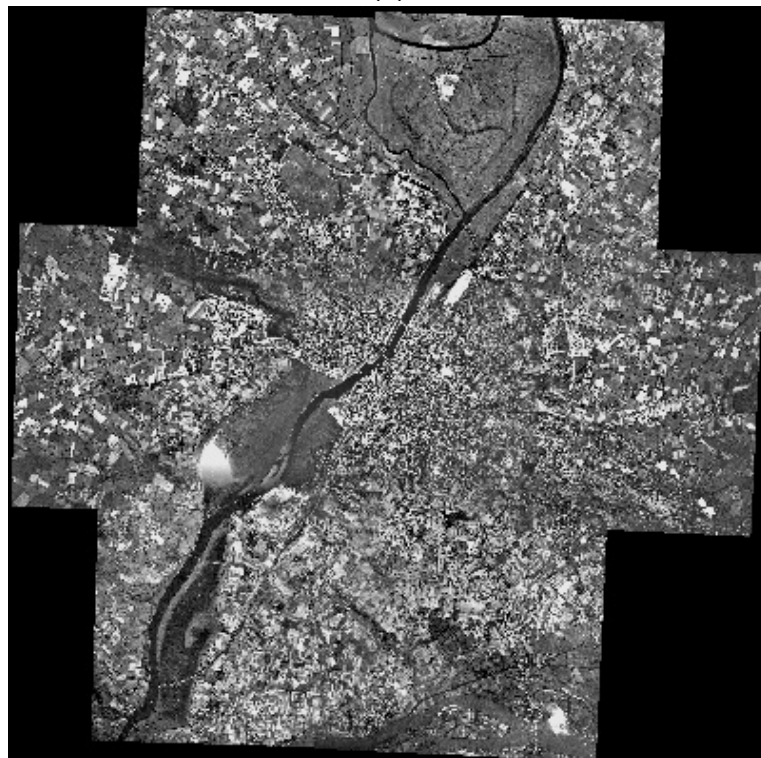


(b)

FIGURE 4.20 – Mosaïques de la ville de Rennes réalisées à partir des photographies aériennes de 1969 (Échelle : 1/25000) : (a) Réalisation sans dévignettage, (b) Réalisation avec dévignettage



(a)



(b)

FIGURE 4.21 – Mosaïques de la ville d’Angers réalisées à partir de photographies aériennes de 1958 (Échelle : 1/25000) : (a) Réalisation sans dévignettage, (b) Réalisation avec dévignettage

enregistré cette image. Après une identification précise des paysages (ou structures) présentes sur l'image, la méthode extrait le niveau de gris moyen de l'image à partir d'une décomposition en ondelettes. De manière à reconstituer correctement l'effet de vignettage, on modélise ensuite une image de correction selon une fonction $\cos^n(\theta)$. Notre méthode a été testée et validée à partir d'images tests. La qualité des résultats obtenus nous a permis de retenir cette méthode afin de corriger l'ensemble des photographies utilisées dans la suite de ce travail.

Une fois les images corrigées radiométriquement, nous leur avons appliqué des corrections géométriques afin qu'elles soient facilement comparables d'une date à une autre et intégrables dans un SIG. Les images ont tout d'abord été géoréférencées en définissant des points d'intérêt et en appliquant une transformation élastique. Les photographies ont ensuite été découpées en tuiles de manière à respecter la délimitation de l'occupation du sol, puis elles ont été assemblées en une seule mosaïque.

La mosaïque d'images qui en résulte est ainsi corrigée radiométriquement et géométriquement. Elle peut être facilement intégrée à un SIG et peut être comparée avec d'autres sources d'information, que ce soient des cartes, des relevés de terrain ou d'autres images. Les données sont ainsi prêtes à être analysées pour une étude de détection de changements.

CHAPITRE 5

Segmentation

Sommaire

5.1	État de l'art	108
5.1.1	Définition	108
5.1.2	Modèle conceptuel	108
5.1.3	Types d'approches pour la segmentation	110
5.1.4	Choix de l'approche	116
5.2	Méthode	119
5.2.1	Principe général	119
5.2.2	Segmentation par LPE	119
5.2.3	Agrégation des régions	120
5.2.4	Cas particulier de l'invariance au niveau de gris moyen	127
5.2.5	Validation	127
5.3	Expérimentation et validation	130
5.4	Conclusion	131

Dans la partie précédente, nous avons vu que les objets géographiques sont correctement délimités sur les images à THRS. Pour la suite des traitements, il est donc judicieux de considérer ces objets comme des entités de référence plutôt que de traiter l'image en chaque point. Dans ce chapitre, nous proposons une méthode de segmentation d'images pour délimiter les objets géographiques recherchés. Les images à THRS étant des images texturées, nous avons développé une méthode basée à la fois sur des critères de luminance et de texture. La prise en compte de la texture a une importance considérable dans le processus de segmentation. En effet, les données utilisées dans ce travail sont de faible résolution spectrale (images en niveaux de gris) et la texture constitue souvent le seul critère exploitable pour différencier différents types d'occupation du sol.

L'objectif de cette méthode est donc de segmenter précisément des objets géographiques dans des images à THRS tout en compensant le manque d'information spectrale habituellement nécessaire pour les différencier.

5.1 État de l'art

5.1.1 Définition

La segmentation demeure un problème ouvert en analyse d'images. Cette tâche a pour but de rechercher des zones possédant des attributs communs, soit de luminance, soit de texture [Maitre 2003]. Plus précisément, nous définirons la segmentation comme le partitionnement d'une image I en sous-ensembles disjoints et connexes R_i , appelés régions, tels que chaque région soit homogène (équation 5.1) et que l'union de deux régions adjacentes ne le soit pas (équation 5.2 [Rose 2008]).

$$H(R_i) = \text{VRAI}, i = 1, 2, \dots, S \quad (5.1)$$

$$H(R_i \cup R_j) = \text{FAUX}, i \neq j, R_i \text{ et } R_j \text{ sont adjacents} \quad (5.2)$$

où S est le nombre total de régions dans l'image et $H(R_i)$ une évaluation booléenne de l'homogénéité de la région $H(R_i)$.

La segmentation est une étape importante car elle a une influence considérable dans la qualité des mesures des propriétés de l'image [Zhang 1995] et en conséquence sur la qualité des traitements ultérieurs. Il est ainsi nécessaire de choisir une méthode qui répond correctement aux données à traiter et aux types de résultats attendus. Nous proposons dans la partie suivante un modèle conceptuel le plus générique possible pour la segmentation. Celui-ci permettra d'une part de mieux appréhender les différentes étapes nécessaires à la segmentation d'images et d'autre part structurera l'ensemble des traitements de la méthode développée dans la section 5.2.

5.1.2 Modèle conceptuel

Nous présentons le processus de segmentation à partir d'un modèle conceptuel proposé par [Zouagui *et al.* 2004, Rose 2008]. Ce modèle est constitué d'un ensemble de blocs fonctionnels pouvant être associés à certaines méthodes de segmentation et permettant une compréhension simple de la chaîne de traitement (Figure 5.1).

Le procédé est itératif et cinq blocs fonctionnels y sont présents : les mesures, le critère, le contrôle, la modification, et l'arrêt.

5.1.2.1 Mesure

Le rôle de ce bloc est de créer à chaque itération k un ensemble M de mesures (scalaires) pour chaque région n parmi les N régions de l'image, noté :

$$\{F^k(i, n), i = 1..M, n = 1..N\} \quad (5.3)$$

La mesure sert à estimer des caractéristiques d'une région par rapport à ses voisines. Elle peut reposer sur des propriétés intrinsèques (tels le niveau de gris moyen, la texture

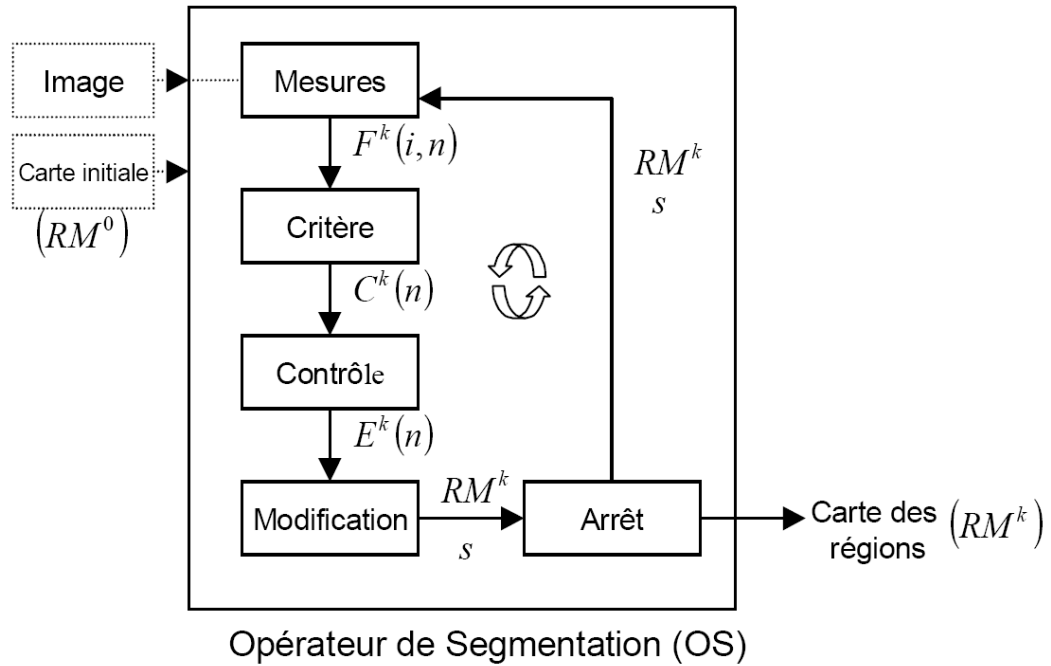


FIGURE 5.1 – Modèle fonctionnel proposé par [Zouagui *et al.* 2004] (d'après [Rose 2008])

...) et/ou des propriétés relatives à leurs contours et/ou leurs géométries. Le choix est effectué à partir des caractéristiques en fonction du type d'application et des données à traiter.

5.1.2.2 Critère

L'homogénéité ou la similarité entre deux régions est définie par un critère. Le bloc *Critère* reçoit l'ensemble des mesures du bloc *Mesure* et établit un ensemble pour chaque région n selon l'équation suivante :

$$C^k(n) = \sum_{M}^{i=1} F^k(i, n). \quad (5.4)$$

Le critère doit diminuer lorsque la segmentation s'approche du résultat attendu.

5.1.2.3 Contrôle

Il constitue la prise de décision de l'évolution d'une région. Il peut évaluer si la région doit être segmentée avec sa voisine, si elle a atteint un niveau de segmentation suffisant ou si elle constitue une région mal segmentée. L'agrégation est réalisée si le critère vérifie des expressions booléennes 5.1 et 5.2 qui sont appelées « prédicats ».

5.1.2.4 Modification

Ce bloc peut être considéré comme le « cœur du processus de segmentation » [Rose 2008]. Celui-ci fait évoluer la carte de segmentation en respectant les instructions fournies par le bloc « contrôle ». Trois types de stratégies peuvent être mis en oeuvre :

- la modification avec un nombre constant de régions,
- la modification avec création de nouvelles régions,
- la modification avec l'agrégation de régions.

Ces trois approches seront développées plus en détails dans la section 5.1.3

5.1.2.5 Arrêt

Ce dernier bloc permet de stopper la chaîne de traitements dans le cas où la carte de segmentation n'est plus modifiée ou si un nombre d'itérations fixées a été atteint.

5.1.3 Types d'approches pour la segmentation

Il est possible de les regrouper selon différentes caractéristiques communes. Dans [Haralick & Shapiro 1985, Sonka *et al.* 1993, Zhang 1997], les auteurs distinguent globalement les méthodes par détection de contours et les détections de régions. Le premier groupe consiste à détecter les discontinuités entre les objets et en déduire les régions. Le second groupe repose sur des mesures d'homogénéité des pixels ou régions adjacent(e)s. Afin d'être plus robustes, il existe aussi des méthodes de segmentations qui combinent des méthodes de ces deux groupes.

Dans le cadre de la segmentation de données de télédétection à THRS, nous souhaitons obtenir des régions qui fournissent une représentation correcte des objets géographiques présents sur l'image. Cependant les objets géographiques étant de taille et de forme très variées, il semble difficile de les détecter lors d'une unique étape de traitement. Nous nous intéressons ainsi à la manière dont des régions initialement créées peuvent être modifiées pour se rapprocher au mieux du résultat souhaité. Dans [Zouagui *et al.* 2004], les auteurs distinguent trois types de modification de régions : les modifications avec un nombre constant de régions, la création de nouvelles régions et l'agrégation de régions. Nous avons fait le choix de présenter dans la section suivante les méthodes de segmentation les plus répandues selon cette typologie.

5.1.3.1 Modifications avec un nombre constant de régions

Les méthodes basées sur l'analyse des histogrammes Ces méthodes ne répondent pas à la définition de segmentation énoncée dans la section 5.1.1 dans le sens où l'adjacence des pixels n'est pas un critère pris en compte. Cependant, leur présentation est inéluctable car ces méthodes ont occupé une place prédominante dans les applications de télédétection avant le développement des images à THRS et suscitent

toujours beaucoup d'intérêt pour le traitement des images de basse et moyenne résolution spatiale. Les méthodes basées sur l'analyse des histogrammes sont les méthodes dites « pixels ». Celles-ci se basent uniquement sur les valeurs spectrales de chaque pixel et essaient de les regrouper à partir de caractéristiques communes. L'idée principale est de considérer les valeurs des pixels comme une fonction de densité de probabilité dans un espace de mesures à n -dimensions (espace colorimétrique ou spectral, indices de texture ...). Le but est d'identifier dans cet espace les zones où les pixels se concentrent, c'est-à-dire les zones de fortes densités correspondant aux « modes ». Il existe de nombreuses méthodes d'analyse de l'espace spectral. Parmi elles, certaines peuvent être réalisées sans initialisation, ces approches sont dites « non-supervisées ». À l'inverse, si l'on recherche des groupes de pixels respectant certains critères, il est nécessaire de réaliser une étape d'apprentissage avec des échantillons des classes recherchées. On parle alors de classifications « supervisées ». Cependant, nous ne nous intéressons pas à ces dernières car nous recherchons une méthode de segmentation qui ne nécessite pas de connaissances *a priori* de l'image. De plus, rappelons que des exemples d'application de ces méthodes (de type « supervisées » et « non-supervisées » confondues) en télédétection pour la classification d'une image à une date ou la détection de changements sur plusieurs images ont déjà été cités dans la section 1.3.

Les méthodes couramment utilisées dans la communauté de télédétection sont limitées car elles prennent difficilement en compte l'information spatiale de l'image (cf. section 1.3.3). Dans le domaine de l'imagerie à THRS, elles sont de plus en plus obsolètes car elles souffrent du manque de prise en compte du lien spatial. En effet, elles ne répondent pas aux problèmes de la variabilité intra-classes exposée dans la section 1.3.3 et génèrent parfois un effet « poivre et sel ».

Parmi les méthodes « non-supervisées », nous pouvons citer la segmentation par nuées dynamiques (*k-means*) qui est utilisée dans de nombreuses applications. Par une succession d'itérations, l'algorithme recherche les noyaux (les centres de gravité) d'un nombre de modes défini par l'utilisateur à l'aide d'une distance de similarité (le plus souvent euclidienne). Les limites de la segmentation par nuées dynamiques sont principalement le nombre de régions à définir et l'hypothèse que la distribution des densités soit uniforme. Cela rend la méthode particulièrement sensible au bruit de l'image.

La méthode *Mean-Shift* proposée par [Fukunaga & Hostetler 1975] et ensuite appliquée à la segmentation d'images par [Comaniciu & Meer 2002] répond aux limites de la méthode par nuées dynamiques. Celle-ci estime les différents modes de l'espace à n -dimensions à partir d'une méthode à noyaux. Notons que cet algorithme est analogue à l'algorithme Espérance-Maximisation (EM) [Dempster *et al.* 1977] dans le cas où le noyau est gaussien [Carreira-Perpiñán 2007]. Contrairement au *k-means* où l'on fixe k nombres de classe pour rechercher des densités de probabilité V , on fixe ici V pour rechercher les k régions dans l'espace des mesures. Cette méthode présente la particularité d'être moins sensible au bruit que le *k-means* et peut s'avérer particulièrement intéressante pour les traitements des images à THRS comme l'ont déjà démon-

tré de nombreux travaux [Bo *et al.* 2009, Huang & Zhang 2008, Leignel *et al.* 2010, Mueller *et al.* 2004]. Cependant, elle est particulièrement adaptée aux images multi- et hyper-spectrales car plus l'espace des mesures possède un nombre élevé de dimensions, plus l'identification des modes peut être précise. De plus, la qualité de la segmentation dépend de la taille des modes qui a été définie par l'utilisateur.

Les méthodes basées sur la croissance de régions Ces méthodes, introduites par [Zucker 1976], consistent à faire croître une région à partir d'un pixel de départ, appelé germe. Le germe est fusionné aux pixels adjacents si les conditions du prédicat sont satisfaites. Dans les premières itérations, le prédicat peut être plus rigide de manière à fusionner les pixels les plus similaires. Par la suite, lorsque les régions sont plus importantes, les mesures sont évaluées à partir d'un prédicat plus objectif [Maitre 2003].

La phase d'initialisation correspondant au choix du nombre et du positionnement des germes est une étape déterminante, car elle a un effet sur les résultats de la segmentation. Il est préférable que les germes correspondent à des zones où l'image est constante. Ils peuvent être par exemple choisis à partir d'une fenêtre glissante et d'un filtre moyen. Une autre méthode de positionnement des germes consiste à les positionner de manière aléatoire. Dans ce cas le processus est répété jusqu'à ce chaque pixel soit affecté à une région de manière à répondre aux conditions des équations 5.1 et 5.2. En télédétection, les résultats obtenus aboutissent rarement à la segmentation attendue. En effet le critère fixé au prédicat ne peut pas être adapté à tous les objets qui composent l'image. Il est ainsi nécessaire de réaliser des segmentations partielles et de fusionner ou diviser ces régions dans une étape ultérieure à partir d'une approche « multi-résolution ». Telle est, par exemple, la solution proposée par le logiciel *eCognition* qui permet de lier des régions issues de segmentations réalisées à différentes échelles [Baatz & Schape 2000, Benz *et al.* 2004, Blaschke 2010]. Cette méthode de segmentation est très répandue dans la communauté des usagers de la télédétection et les applications sont innombrables. Cela s'explique en partie par la facilité d'utilisation de cette approche qui permet à un non-spécialiste de traiter assez aisément des images. De plus, une telle méthode permet de faire varier facilement les critères d'échelle, de forme et d'homogénéité.

Enfin, la plupart des segmentations réalisées sous le logiciel *eCognition* sont combinées à des classifications orientées-objets. Il est alors possible de développer une série de segmentations à plusieurs échelle dans une logique ascendante (*top-down*, des plus petites aux plus grandes) ou descendante (*bottom-up*, des régions les plus grands aux plus petites) [Baatz & Schape 2000] et de les mettre en relation à partir de critères de forme, de luminance et en rapport avec leur contexte. Il est à noter que l'ensemble des critères est fixé par l'utilisateur de manière à ce qu'il obtienne un résultat au plus proche de ses attentes. Cependant, il s'avère que le paramétrage des segmentations multi-résolutions se révèle souvent complexe et requiert une connaissance d'expert [Schiewe *et al.* 2001]. Ces emboîtements de segmentation suivent généralement des critères établis pour une

application particulière et un type d'image donné qui est difficilement transposable à une autre application.

Les méthodes basées sur la ligne de partage des eaux La Ligne de Partage des Eaux (LPE) considère l'image comme une surface topographique constituée de bassins versants et de crêtes où, à chaque pixel correspond une mesure d'élévation (Figure 5.2) [Beucher 1992, Vincent & Soille 1991].

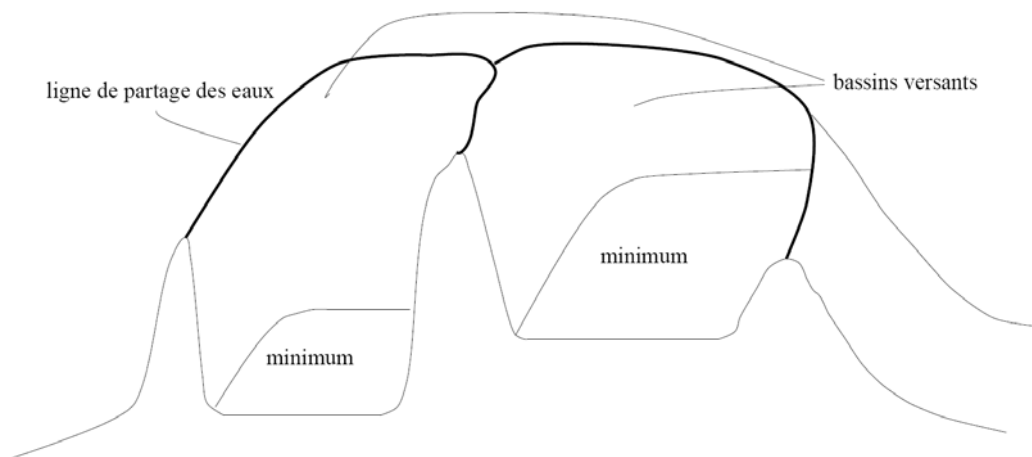
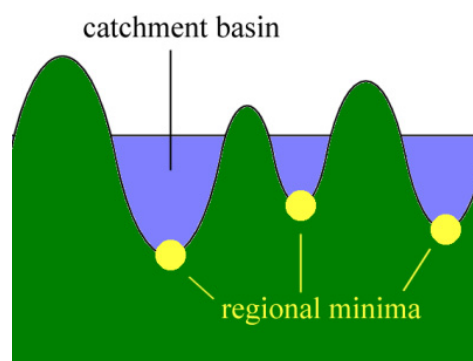


FIGURE 5.2 – La ligne de partage des eaux (dans [Vincent & Soille 1991]). L'image est considérée comme une surface topographique

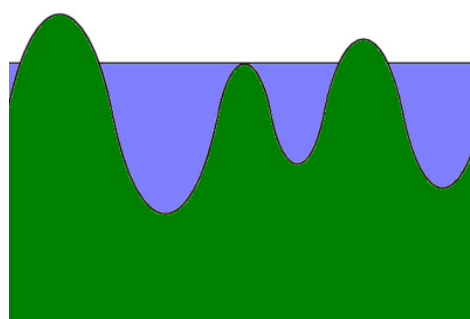
À partir de cette représentation, les régions sont extraites par un processus d'immersion de la surface. Les bassins sont progressivement inondés. À chaque bassin correspond une région et leurs contours sont délimités lorsque les eaux de différents bassins se rejoignent (voir figure 5.3). L'algorithme s'applique le plus souvent sur une image de contours, telle que la norme des gradients d'une image où la représentation en une surface topographique est apparente. Les zones de fortes intensités correspondant aux contours représentent les lignes de crêtes alors que les zones de faibles intensités représentent les fonds de bassins.

L'inconvénient de la LPE est la sur-segmentation de l'image. En effet, cet algorithme est très sensible au bruit de l'image et génère des mini-bassins versants.

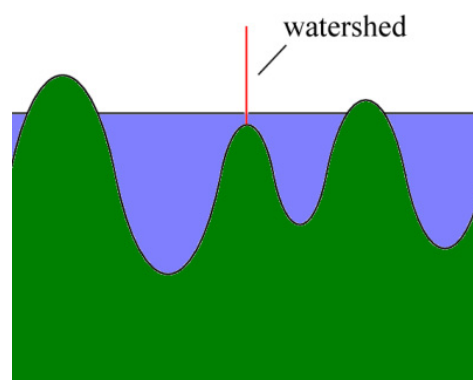
La sur-segmentation est due à la présence d'un nombre trop important de bassins versants. Pour limiter le nombre de bassins versants, des méthodes plus élaborées de LPE ont été développées comme la LPE contrôlée avec des marqueurs (*marker-controlled watershed*) et la LPE hiérarchique par cascades (*waterfalls*). La LPE contrôlée par marqueurs applique une LPE uniquement sur des bassins versants préalablement sélectionnés [Meyer & Beucher 1990]. Ces bassins versants ont été identifiés par un « marquage » des valeurs minimales de la norme du gradient. Bien que cette méthode réduit la sur-segmentation de l'image, les résultats ne sont que rarement satisfaisants.



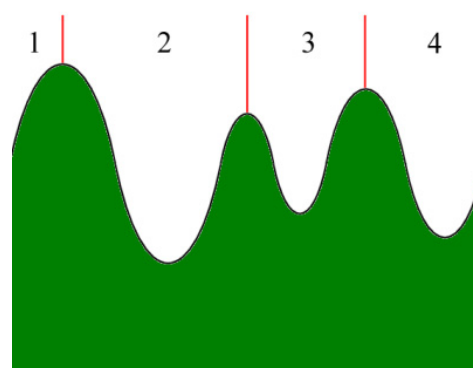
(a)



(b)



(c)



(d)

114

FIGURE 5.3 – **Le processus d'immersion** (a) : L'image vue comme une surface topographique; (b) : Inondations des bassins versants; (c) : Rencontre des eaux de source différentes; (d) : Les régions résultantes

L'identification des « bons » marqueurs est particulièrement difficile, d'autant plus si elle est appliquée à une image de télédétection dont les objets qui la composent ont des caractéristiques de textures différentes.

La LPE hiérarchique par cascades [Beucher 1994] réalise successivement des LPE sur des images progressivement dégradées, appelées images mosaïques. Les images mosaïques sont générées à la suite d'une LPE où l'on définit dans chaque bassin la valeur de gris moyenne de l'image originale qu'elle contient. Cette méthode permet de développer un ensemble de segmentations hiérarchisées s'apparentant à la méthode multi-résolution. Cependant, le critère d'arrêt doit être défini par l'utilisateur et tout comme la LPE contrôlée par marqueurs, celle-ci ne peut pas identifier des régions ayant différentes caractéristiques de texture.

Parmi les applications en télédétection de ces LPE évoluées, nous pouvons citer [Sun & He 2008] et [Soares & Muge 2004] qui utilisent respectivement une LPE par marqueurs et une LPE hiérarchique par cascades.

D'autres solutions tout aussi efficaces consistent à filtrer l'image d'entrée de manière à ne conserver que les contours des régions attendues : à l'aide d'un filtre médian pour supprimer le bruit « poivre et sel » [Sun & He 2008], d'un filtre non linéaire pour lisser l'image en préservant les contours [Chen *et al.* 2006], ou encore à l'aide de méthodes par ondelettes pour enlever les détails non-informatifs [Jung 2007, Kim & Kim 2003]. Par ailleurs, il est possible d'agrèger les régions sur-segmentées dans une étape ultérieure à l'aide de graphes d'adjacence [Chen *et al.* 2008, Haris *et al.* 1998, Lefebvre *et al.* 2010]. Il faut enfin ajouter que les méthodes pour palier la sur-segmentation des régions peuvent être combinées ensemble de manière à améliorer toutes les parties du processus de traitement comme le montrent [Jung 2007, Kim & Kim 2003].

5.1.3.2 Modifications avec division de régions

La méthode fondée sur la division de régions est l'opposé de la méthode basée sur leur fusion. Ce type de segmentation repose sur une approche multi-échelles de type descendante (*top down*). Elle commence par l'image entière sans vérifier le critère choisi. L'image est ensuite divisée successivement en blocs. Si le bloc est homogène alors il n'est pas divisé lors de l'itération suivante. Sinon, il est à nouveau divisé en n sous-blocs de taille inférieure.

L'algorithme le plus répandu, le *quad-tree* [Burt *et al.* 1981, Dyer *et al.* 1980], a déjà été utilisé de nombreuses fois sur des images de télédétection [Arellano *et al.* 1998, Cross *et al.* 1988, Wuest & Zhang 2009]. Un exemple est présenté à la figure 5.4 qui illustre la segmentation d'une région par divisions successives et l'organisation hiérarchique des blocs de différentes tailles.

Cette méthode manque de précision dans la délimitation des contours. En effet, les partitions sont trop régulières et les contours, qui correspondent uniquement à ceux des blocs d'analyse, ne reposent pas sur une étude des contours de l'image. Les zones à proximité des contours de l'image sont ainsi sur-segmentées par rap-

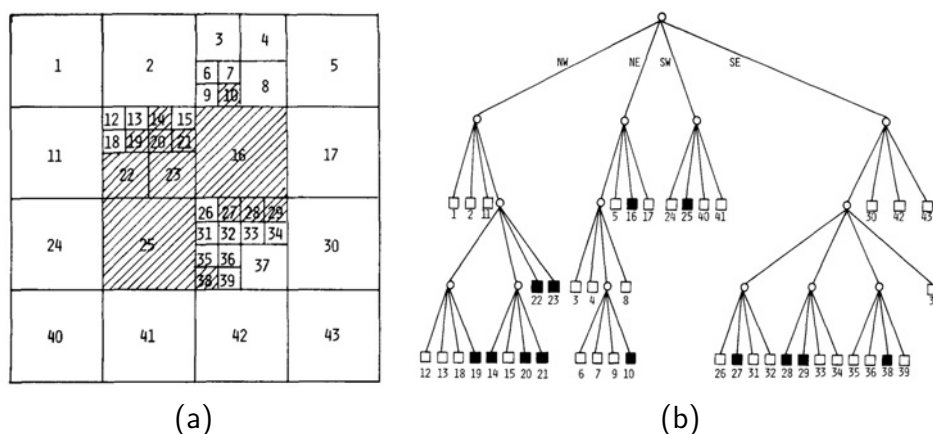


FIGURE 5.4 – Approche par division de régions : la méthode quad-tree (a) : l'image segmentée (d'après[Dyer *et al.* 1980]) ; (b) : l'organisation hiérarchique des blocs (d'après[Dyer *et al.* 1980])

port au reste de l'image. Une solution consiste à mettre cette approche en chaîne avec une opération d'agrégation à la suite de l'opération de division afin de fusionner les régions sur-segmentées présentant des caractéristiques similaires entre elles [Ojala & Pietikainen 1999, Wuest & Zhang 2009]. Enfin, la définition de la taille des blocs est discutable, une taille de départ trop grande peut aboutir à une sous-segmentation et une taille de bloc trop petite à une sur-segmentation. Il convient alors de choisir ce paramètre en fonction de l'échelle d'analyse.

5.1.3.3 Modifications avec agrégation de régions

Les graphes d'adjacence. Les techniques par graphes d'adjacence sont souvent utilisées à partir de sur-segmentations. L'ensemble des régions est représenté sous forme d'un graphe où une région est un noeud et un arc est une relation d'adjacence. À partir du graphe, les couples de noeuds adjacents sont listés comme des candidats. Les régions correspondant à chaque couple sont comparées. Si elles sont considérées comme homogènes, alors elles sont agrégées et la liste des couples est mise à jour. Le résultat peut être variable si la segmentation a commencé par le coin supérieur droit ou le coin inférieur gauche de l'image. En effet, l'ordre de fusion peut empêcher deux régions adjacentes similaires R_1 et R_2 d'être agrégées si R_1 a été précédemment agrégée avec une autre région ayant des caractéristiques différentes qui ne permettent plus la fusion avec la région R_2 [Sonka *et al.* 1993].

5.1.4 Choix de l'approche

Notre objectif étant de développer une méthode adaptée aux niveaux de gris et la plus générique possible, les techniques dédiées aux données multi-spectrales telles

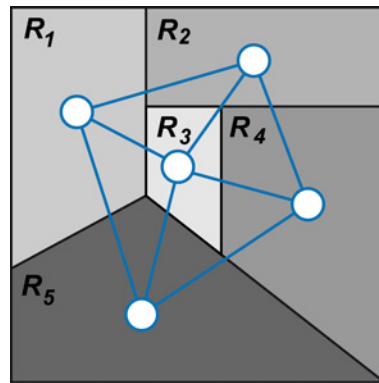


FIGURE 5.5 – **Exemple de graphe d’adjacences.** La liste de couples de noeuds correspondante est : (R_1, R_2) ; (R_1, R_3) ; (R_1, R_5) ; (R_2, R_3) ; (R_2, R_4) ; (R_3, R_4) ; (R_3, R_5) ; (R_4, R_5)

que le *k-means* ou le *mean-shift* ne sont pas exploitables. Il en est de même pour la segmentation par croissance de région.

La méthode *quad-tree* présente l’avantage de créer des régions de différentes tailles. Cependant les contours, qui ne peuvent être représentés que horizontalement et verticalement, restent trop imprécis. Ainsi, cette méthode n’apparaît pas comme la plus adaptée pour représenter précisément les contours des objets géographiques qui constituent une image à THRS.

Enfin, l’approche de segmentation par LPE présente deux intérêts majeurs pour notre étude. D’une part, elle se base sur une image de contours et cette dernière peut être facilement calculée à partir d’une image en niveaux de gris, quelle que soit sa nature. D’autre part, en conséquence de l’utilisation d’une image de contours, cette approche offre l’avantage de fournir des objets dont les contours sont cohérents par rapport aux objets recherchés. Par élimination des approches de segmentation précédentes, le choix de la segmentation par LPE paraît le plus judicieux pour notre étude. Néanmoins, rappelons que cette approche est connue pour être sensible au bruit et qu’elle présente l’inconvénient de produire des résultats souvent sur-segmentés.

Afin de vérifier ce choix, nous avons comparé l’ensemble de ces approches sur une même image. Les résultats présentés à la figure 5.6 n’ont pas fait l’objet d’une paramétrisation optimale, ils ont pour seule vocation de mieux appréhender le mode de fonctionnement de chaque approche.

La segmentation par le *k-means*, présentée en (b), respecte correctement les contours des objets. Cependant, la segmentation est trop hétérogène, certaines parcelles agricoles étant correctement segmentées alors que d’autres sont sur-segmentées. En effet, la méthode permet de délimiter correctement les prairies mais ne parvient pas à délimiter les cultures ou les surfaces boisées. Le *mean-shift*, en (c), permet de mieux délimiter ces larges objets mais le résultat demeure sur-segmenté pour les objets texturés tels que les

surfaces boisées. L'image segmentée par croissance de région, en (d), est globalement sur-segmentée. Cette dernière, qui a été produite à l'aide du logiciel *eCognition*, dépend d'un critère de taille à définir par l'utilisateur, ce qui ne permet pas de générer des régions de différentes tailles sans connaissance *a priori*. La segmentation par *quad-tree*, présentée en (f), produit un ensemble de blocs de différentes tailles. Cependant, un trop grand nombre d'entre eux chevauchent les différents objets géographiques et le respect des contours est insuffisant. Enfin, la segmentation par LPE, en (g), produit un résultat en accord avec les contours des objets géographiques mais il reste néanmoins très sur-segmenté.

Face à la complexité des images de télédétection et plus particulièrement des images à THRS en niveaux de gris, aucune approche présentée ne peut segmenter correctement l'intégralité d'une image. Selon les caractéristiques de chaque méthode, un type d'objet sera toujours privilégié au détriment d'un autre.

Il est alors de nécessaire de pallier les lacunes d'une approche donnée avec les avantages d'une autre. Dans ce sens, le choix d'une approche « contour », telle que la segmentation par LPE, semble judicieux car les objets géographiques représentés sur une image à THRS ont souvent des limites correctement définies, tandis qu'une approche « région » est intéressante pour regrouper des objets sur-segmentés puisque les objets recherchés ont un contenu (leur luminance, texture ou les deux) homogène.

La méthode de segmentation développée dans la suite de ce travail est dite « ad-hoc ». Elle est adaptée au traitement des images à THRS en niveaux gris et a pour objectif de détecter correctement les contours d'objets géographiques tout en limitant les effets de sur-segmentation. Elle associe deux méthodes appliquées successivement : un premier opérateur de segmentation par LPE fournit un ensemble de régions respectant les contours des objets. Cette méthode est ensuite combinée à un second opérateur de segmentation qui agrègera les régions sur-segmentées à partir de mesures de texture et de luminance.

5.2 Méthode

5.2.1 Principe général

Le modèle fonctionnel est composé de deux opérateurs de segmentation (cf. section 5.1.2) mis en chaîne (Figure 5.7). Le premier opérateur segmente l'image à partir d'une méthode par LPE et le second opérateur agrège les régions sur-segmentées à partir de graphes d'adjacences. Le second opérateur se décline en deux étapes. Les objets créés par la LPE pouvant être de très petites tailles, les plus petits objets sont regroupés en premier lieu à partir d'une mesure de leur luminance. Dans une seconde étape, la totalité des objets sont pris en compte et sont agrégés, à la fois à partir de mesures de luminance et de texture, jusqu'à l'obtention des régions recherchées.

Au préalable, l'image originale I est décomposée par une transformée en ondelettes. Le choix du nombre de décompositions appliquées à l'image est essentiel car il doit

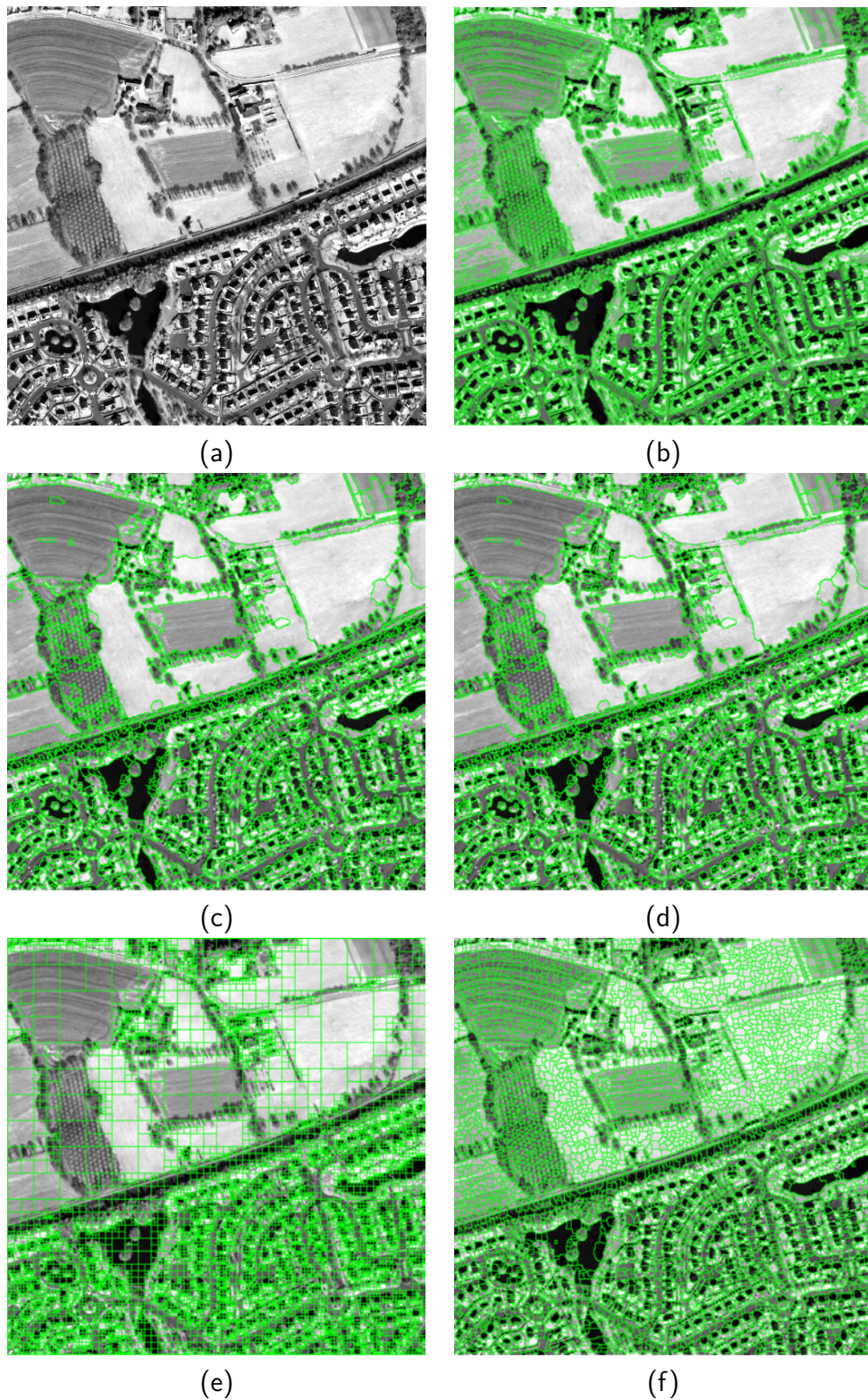


FIGURE 5.6 – **Comparaison des différentes approches de segmentation** (a) : image originale (Quickbird panchromatique) ; (b) : Segmentation avec k-means ; (c) : Segmentation avec Mean-shift ; (d) : Segmentation par croissance de régions ; (e) : Segmentation par division de région ; (f) : Segmentation par ligne de partage des eaux

correspondre à la résolution des objets géographiques recherchés. Les coefficients $I_{J,m}$ et $w_{j,m}$ qui en résultent (cf. relation (2.7)) sont ensuite utilisés dans le processus de segmentation.

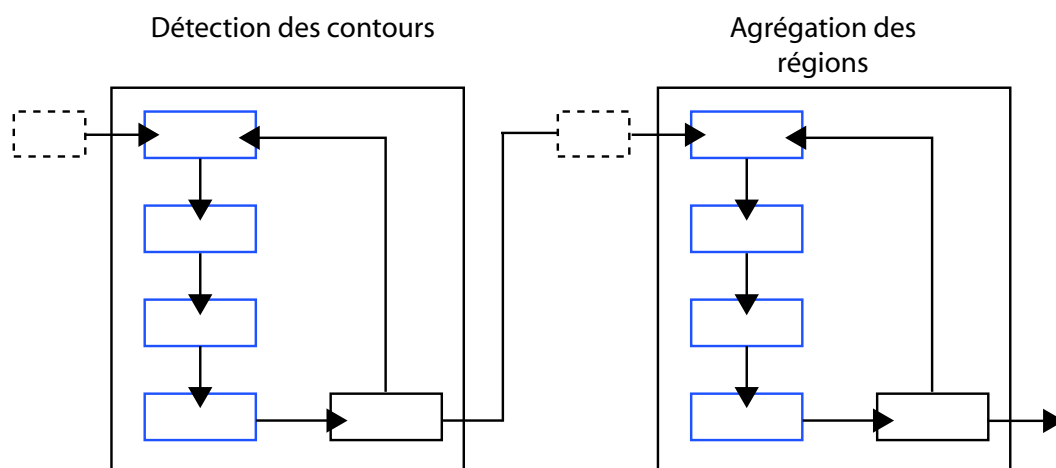


FIGURE 5.7 – Le modèle fonctionnel de l’approche proposée. Il est composé de deux opérateurs de segmentation

5.2.2 Segmentation par LPE

La segmentation par LPE s’applique particulièrement à une donnée pouvant s’identifier une surface topographique (cf. section 5.1.3.1) telle qu’une image des contours des objets recherchés.

Les contours d’une image I sont représentés par de fortes variations de contrastes. Ils peuvent être mis en évidence en calculant les dérivées premières de l’image dans les directions horizontales (en x) et verticales (en y) de la manière suivante :

$$\|\nabla I\| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (5.5)$$

Afin d’être moins sensible au bruit, les contours sont extraits à partir d’une image lissée. Le lissage est réalisé à partir d’une décomposition en ondelettes dont la fonction analysante présente la forme de la dérivée première d’une gaussienne. De la même manière que dans [Jung & Scharcanski 2005, Mallat & Zhong 1992], les détails correspondant aux contours sont isolés à partir d’un niveau de décomposition j et la norme des gradients est calculée à partir des composantes horizontale w_j^1 et verticale w_j^2 par la relation suivante :

$$\|\nabla I\| = \sqrt{(w_j^1)^2 + (w_j^2)^2} \quad (5.6)$$

Les contours correspondent à de grandes valeurs de $\|\nabla I\|$ (Figure 5.8).

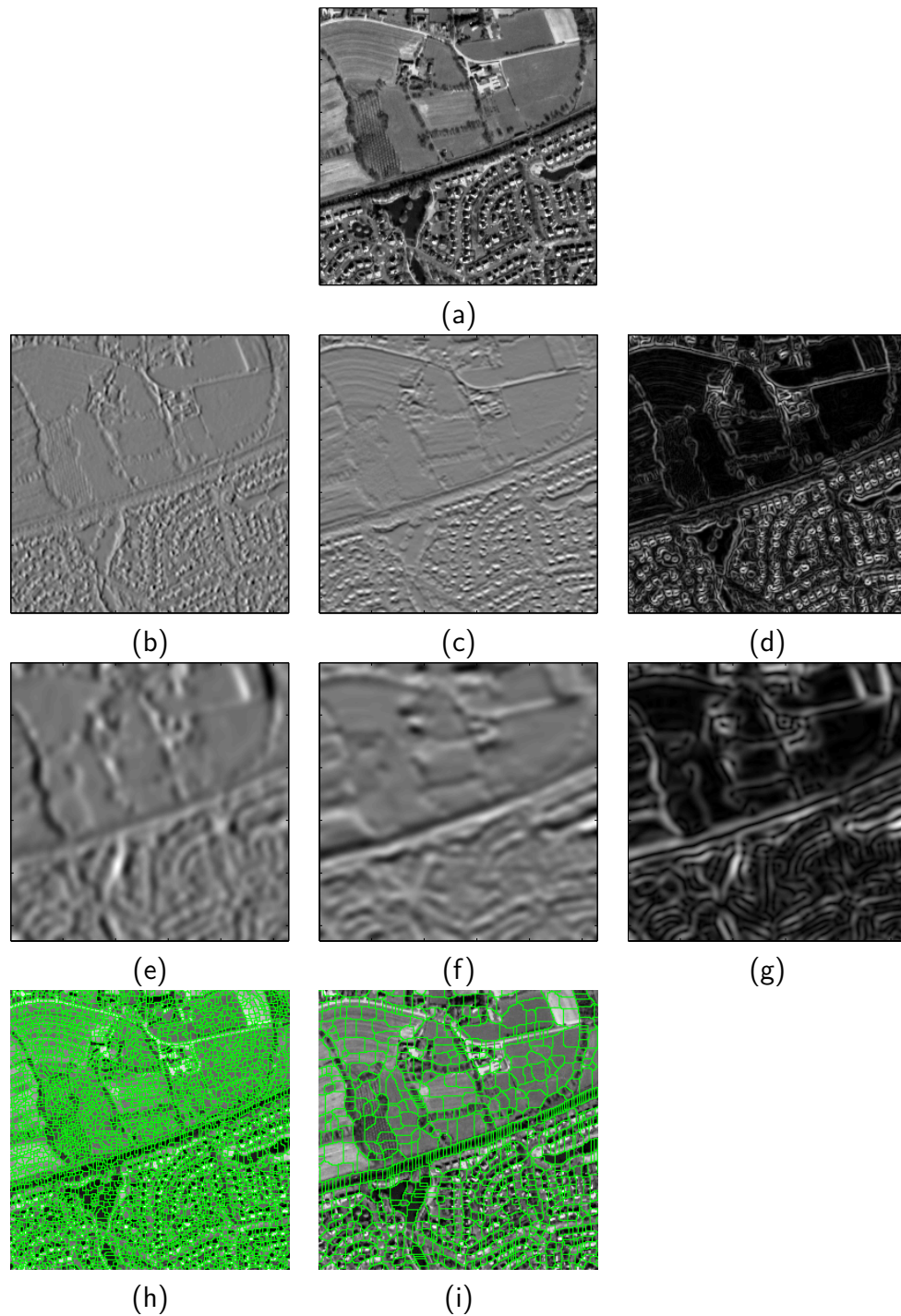


FIGURE 5.8 – Exemples du calcul de la norme des gradients par décomposition en ondelettes et de segmentation par LPE à différentes échelles. (a) : image originale ; (b) : gradients horizontaux w_j^1 ($j = 1$) ; (c) : gradients verticaux w_j^2 ($j = 1$) ; (d) : Norme des gradients $\|\nabla I\|$ ($j = 1$) ; (e) : gradients horizontaux w_j^1 ($j = 3$) ; (f) : gradients verticaux w_j^2 ($j = 3$) ; (g) : Norme des gradients $\|\nabla I\|$ ($j = 3$) ; (h) : Segmentation par LPE ($j = 1$) ; (i) : Segmentation par LPE ($j = 3$)

5.2.3 Agrégation des régions

La segmentation par LPE étant réalisée, nous calculons un **graphe d'adjacence** afin de définir les relations entre les régions. Les noeuds correspondent aux régions et les arcs correspondent à une relation de contours en commun.

L'agrégation est alors réalisée en deux étapes : la première regroupe les régions de petite taille selon un critère de luminance et la seconde regroupe les régions plus grandes selon des critères de luminance et de texture.

5.2.3.1 Agrégation des régions de petite taille

Les régions de faible taille (i.e. surfaces inférieures à un nombre de pixels fixé par l'utilisateur) issues de la segmentation par la LPE sont trop petites pour que l'on puisse utiliser l'information de texture qu'elles contiennent. De plus, l'utilisation des histogrammes des niveaux de gris peut être tout aussi délicate car le nombre de points est insuffisant pour être statistiquement représentatif. Pour comparer deux régions et éventuellement les fusionner, nous choisissons une mesure qui s'appuie uniquement sur la luminance et qui correspond à la différence de leurs valeurs moyennes :

$$d(R_a, R_b) = \sqrt{(M_a - M_b)^2}, \quad (5.7)$$

Deux critères d'arrêt sont définis. Le premier repose sur un seuillage de cette différence. Plus ce seuil sera sévère et plus il rassemblera des objets homogènes. Le second critère repose sur la taille des objets agrégés. Rappelons que les méthodes par agrégation peuvent donner des résultats différents en fonction de l'ordre dans lequel les objets sont traités. Cela peut parfois conduire à l'agrégation d'objets mixtes qui peuvent contaminer l'ensemble de la carte des régions. Pour éviter qu'une région prenne davantage d'importance que les autres, un seuil de taille a été fixé de manière à ce que chaque objet ait une taille limitée.

5.2.3.2 Agrégation des objets de plus grande taille

Celles-ci sont respectivement extraites à partir des composantes basse résolution et des composantes de détails de la décomposition en ondelettes. Les mesures sont basées sur la distribution de leurs coefficients. Chaque distribution est lissée et le bruit qu'elle contient est extrait pour définir une mesure d'incertitude de son estimation.

Mesures des caractéristiques de luminance et de texture Les mesures de luminance sont extraites à partir des composantes basse résolution de la décomposition en ondelettes. Les histogrammes de luminance de chaque région ne suivent pas une loi paramétrique donnée. Pour estimer ces distributions, nous avons donc choisi un estimateur non-paramétrique par méthode à noyaux [Bowman & Azzalini 1997].

5.2. Méthode

La mesure d'incertitude de cette estimation est basée sur l'erreur-type (équation 5.8) entre les valeurs estimées par la méthode à noyaux et les observations de l'histogramme :

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - x_{2,i})^2}{n}} \quad (5.8)$$

où $x_{1,i}$ correspond aux valeurs de l'histogramme empirique et $x_{2,i}$ à la distribution lissée, n étant le nombre de bins.

Critères de dissimilarité. Les mesures de luminance et de texture sont évaluées par des critères différents. En effet, les distributions estimées ont des comportements bien distincts. Rappelons que toutes les distributions des composantes de détails suivent une fonction gaussienne généralisée et ont une moyenne nulle. Il n'en est pas de même pour les distributions des luminances, ces dernières sont difficilement paramétrables et peuvent avoir une moyenne variant de 0 à 255. En conséquence, les mesures de texture varient de manière subtile d'une région à une autre et à l'inverse, les variations des mesures de luminance sont beaucoup plus brutales.

Un même critère pour ces différentes mesures ne conviendrait pas. Il est donc nécessaire de définir un critère adapté à ces deux types de mesures.

Critère des mesures de luminance. Pour comparer les luminances, un critère basé sur la distance de Bhattacharyya a été choisi :

$$L(R_a, R_b) = \left(1 - \int \sqrt{\tilde{p}_a(x)\tilde{p}_b(x)} dx\right), \quad (5.9)$$

où \tilde{p}_a et \tilde{p}_b sont les histogrammes lissés pour les niveaux de gris d'une région R_a et R_b . Le critère est nul si les 2 distributions sont identiques et varie jusqu'à 1 si elles sont différentes.

Critère des mesures de texture. La comparaison des GGD est réalisée à l'aide de la mesure Kullback-Leibler (KL). Soit deux GGD \tilde{p}_a et \tilde{p}_b définies par (α_a, β_a) et (α_b, β_b) , la KL s'exprime par :

$$\begin{aligned} KL(\tilde{p}_a, \tilde{p}_b) &= KL(\alpha_a, \beta_a, \alpha_b, \beta_b) \\ &= \log \left(\frac{\beta_a \alpha_b \Gamma(1/\beta_b)}{\beta_b \alpha_a \Gamma(1/\beta_a)} \right) + \left(\frac{\alpha_a}{\alpha_b} \right)^{\beta_b} \frac{\Gamma((\beta_b + 1)/\beta_a)}{\Gamma(1/\beta_a)} - \frac{1}{\beta_a}. \end{aligned} \quad (5.10)$$

Comme cette mesure n'est pas symétrique, nous utilisons une version symétrique :

$$KLS(\tilde{p}_a, \tilde{p}_b) = KL(\tilde{p}_a, \tilde{p}_b) + KL(\tilde{p}_b, \tilde{p}_a) \quad (5.11)$$

Sa valeur est nulle lorsque les distributions sont identiques et augmente lorsqu'elles diffèrent. Afin d'être homogène avec le critère (5.9), nous préférons avoir une mesure dans l'intervalle $[0, 1]$. On applique ainsi une fonction g croissante telle que :

$$g : [0, +\infty] \rightarrow [0, 1] : g(x) = x^2 / (\sigma_g^2 + x^2) \quad (5.12)$$

et le critère finalement défini pour tout niveau j et détails Z s'exprime par :

$$T_{j,Z}(R_a, R_b) = g(KLS(p_a, p_b)) \quad (5.13)$$

Prise en compte de l'incertitude des critères. Les mesures peuvent être bruitées par un bruit propre à l'image (un bruit gaussien par exemple) ou par des valeurs aberrantes dues à des erreurs de segmentation ou des effets de bords trop importants à proximité des contours des objets de l'image. Dans le cas où celles-ci seraient trop bruitées, les lissages ne peuvent reproduire correctement les histogrammes originaux et génèrent inévitablement des mesures erronées dans le processus de segmentation, ce qui engendrera des résultats incohérents.

Il est donc nécessaire d'avoir une information relative à ce bruit qui permet à la fois de calculer un degré d'incertitude par rapport au calcul du critère et de stopper la segmentation dans le cas où celui-ci est trop élevé.

Le calcul d'incertitude se base sur les erreurs-types calculées pour chaque distribution (relation (5.8)). Lorsque l'on combine des incertitudes, chaque source a une contribution positive. Soit 2 distributions $p_a = \tilde{p}_a \pm \Delta p_a$ et $p_b = \tilde{p}_b \pm \Delta p_b$. En effectuant un développement de Taylor autour de \tilde{p}_a et \tilde{p}_b , toute combinaison $f(p_a, p_b)$ est donc entachée d'une incertitude Δp telle que :

$$\Delta f(p_a, p_b) = \left| \frac{\partial f}{\partial p_a}(\tilde{p}_a, \tilde{p}_b) \right| \Delta p_a + \left| \frac{\partial f}{\partial p_b}(\tilde{p}_a, \tilde{p}_b) \right| \Delta p_b. \quad (5.14)$$

Afin d'appliquer cette relation à l'incertitude $\Delta L(R_A, R_B)$ liée au **critère de luminance** $L(R_a, R_b)$ de la relation (5.9), notons que

$$\begin{cases} \frac{\partial L(R_A, R_B)}{\partial p_a} = - \int \frac{\tilde{p}_b}{2\sqrt{\tilde{p}_a \tilde{p}_b}} \\ \frac{\partial L(R_A, R_B)}{\partial p_b} = - \int \frac{\tilde{p}_a}{2\sqrt{\tilde{p}_a \tilde{p}_b}} \end{cases}$$

En appliquant la relation (5.14) à (5.9), on obtient :

$$\Delta L = \int \left(\left| \frac{\tilde{p}_b}{2\sqrt{\tilde{p}_a \tilde{p}_b}} \right| \Delta p_a + \left| \frac{\tilde{p}_a}{2\sqrt{\tilde{p}_a \tilde{p}_b}} \right| \Delta p_b \right). \quad (5.15)$$

En ce qui concerne l'incertitude associée aux critères de texture $T_{j,Z}(R_a, R_b)$ de la relation (5.13), on calcule l'incertitude associée *i)* à la mesure symétrique de Kullback-Liebler et *ii)* aux critères $T_{j,Z}(R_a, R_b)$.

i) Incertitude associée à la mesure KLS. Cette mesure s'écrit :

$$KLS(p_a, p_b) = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(p_a(x) \log \frac{p_a(x)}{p_b(x)} + p_b(x) \log \frac{p_b(x)}{p_a(x)} \right) dx. \quad (5.16)$$

En suivant (5.14), l'incertitude associée est :

$$\Delta KLS(p_a, p_b) = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\left| 1 - \frac{\tilde{p}_b(x)}{\tilde{p}_a(x)} + \log \frac{\tilde{p}_a(x)}{\tilde{p}_b(x)} \right| \Delta p_a + \left| 1 - \frac{\tilde{p}_a(x)}{\tilde{p}_b(x)} + \log \frac{\tilde{p}_b(x)}{\tilde{p}_a(x)} \right| \Delta p_b \right) dx \quad (5.17)$$

et peut être calculée numériquement à partir de \tilde{p}_a , \tilde{p}_b , Δp_a et Δp_b .

ii) Incertitude associée à $T_{j,z}(R_a, R_b) = g(KLS(p_a, p_b)) = KLS^2(p_1, p_2) / (\sigma^2 + KLS(p_1, p_2)^2)$. D'après (5.14), elle s'exprime par :

$$\Delta_{T_{j,z}}(R_a, R_b) = \frac{2\sigma^2 KLS(p_a, p_b)}{(\sigma^2 + KLS(p_a, p_b)^2)^2} \Delta KLS(p_a, p_b) \quad (5.18)$$

Nous avons donc une mesure de similarité (et une incertitude associée) pour chaque composante de la décomposition en ondelettes des images. Il est donc nécessaire de combiner toutes ces informations afin de dériver un critère unique. C'est l'objet du paragraphe suivant.

Fusion des critères à partir de la théorie des évidences de Dempster-Shafer.

Le nombre de critères calculés dépendant du nombre de mesures établies, il peut donc devenir considérable si les mesures sont réalisées sur plusieurs niveaux de décomposition.

Afin de simplifier la prise de décision, il est nécessaire de synthétiser en un critère unique les différentes mesures de similarité. Pour cela, nous pouvons employer une moyenne ou une approche plus élaborée exploitant par exemple les méthodes de fusion de données qui permettent de prendre en compte l'incertitude de chaque mesure. La méthode retenue est la théorie des évidences de Dempster-Shafer [Shafer 1976] qui a déjà été appliquée avec succès sur des images de télédétection [Le Hegarat-Masclé *et al.* 1997, Lu *et al.* 2006]

La théorie des évidences de Dempster-Shafer (DST) repose sur une approche bayésienne et tient compte de l'incertitude des données. Pour chaque critère, on définit trois fonctions de masse attribuées à la croyance des trois hypothèses suivantes :

1. Hypothèse A : les objets R_a et R_b sont similaires suivant un critère $\mathcal{C}(\ell)$;
2. Hypothèse B : les objets R_a et R_b ne sont pas similaires suivant un critère $\mathcal{C}(\ell)$;
3. Hypothèse $A \cup B$: incertitude de similarité suivant un critère $\mathcal{C}(\ell)$;

où $m^A(\mathcal{C}(l)) + m^B(\mathcal{C}(l)) + m^{A \cup B}(\mathcal{C}(l)) = 1$. En pratique, ces coefficients $\mathcal{C}(l)$ correspondent aux critères de similarité présentés dans les relations (5.9) et (5.13). Le calcul de m pour chaque critère $\mathcal{C}(l)$ consiste en une simple étape de normalisation :

$$\mathcal{S} = 1 + \Delta_{\mathcal{C}}(l) \quad \text{et} \quad \begin{cases} m^A(\mathcal{C}(l)) = \mathcal{C}(l)/\mathcal{S} \\ m^B(\mathcal{C}(l)) = (1 - \mathcal{C}(l))/\mathcal{S} \\ m^{A \cup B}(\mathcal{C}(l)) = \Delta_{\mathcal{C}}(l)/\mathcal{S} \end{cases} \quad (5.19)$$

Les fonctions de masses peuvent alors être fusionnées ensemble selon la règle de fusion de Dempster :

$$m(\mathcal{H}) = [m_1 \oplus m_2](\mathcal{H}) = \frac{\sum_{\mathcal{A} \cap \mathcal{B} = \mathcal{H}} m_1(\mathcal{A})m_2(\mathcal{B})}{1 - \sum_{\mathcal{A} \cap \mathcal{B} = \emptyset} m_1(\mathcal{A})m_2(\mathcal{B})} \quad (5.20)$$

Ainsi, pour chaque objet, on calcule un ensemble de critères $\mathcal{C}(l)$ à partir des relations (5.9) et (5.13). Pour chaque critère, on définit les fonctions de masses $m^A(\mathcal{C}(l))$, $m^B(\mathcal{C}(l))$ et $m^{A \cup B}(\mathcal{C}(l))$ à l'aide des formules de la relation (5.19). En appliquant la règle de fusion présentée en (5.20), on peut fusionner deux mesures m_1 (relative au critère $\mathcal{C}(l)$) et m_2 (relative au critère $\mathcal{C}(l+1)$) liées à l'hypothèse A (objets similaires) par :

$$m(A) = \frac{m_1^A m_2^A + m_1^A m_2^{A \cup B} + m_2^A m_1^{A \cup B}}{1 - (m_2^A m_1^B + m_1^A m_2^B)}. \quad (5.21)$$

L'incertitude associée $A \cup B$ est alors obtenue par :

$$m^{A \cup B} = \frac{m_1^{A \cup B} m_2^{A \cup B}}{1 - (m_1^A m_2^B + m_2^A m_1^B)}. \quad (5.22)$$

Enfin, la croyance en l'hypothèse B est donc $m^B = 1 - m^A - m^{A \cup B}$.

Comme cette règle de fusion est associative, nous pouvons fusionner l'ensemble des critères $\mathcal{C}(l) = \{L(R_a, R_b), T_{j,z}(R_a, R_b)\}$ selon l'algorithme suivant :


```

%Initialisation à  $\ell = 1$ :
 $P^A(R_a, R_b) := m^A(\mathcal{C}(1))$ 
 $P^B(R_a, R_b) := m^B(\mathcal{C}(1))$ 
 $P^{A \cup B}(R_a, R_b) := m^{A \cup B}(\mathcal{C}(1))$ 

%Fusion
pour  $\iota = 2$  à  $N$ 

     $P^A(R_a, R_b) = \frac{m^A(\mathcal{C}(\iota))P^A(R_a, R_b) + P^A(R_a, R_b)m^{A \cup B}(\mathcal{C}(\iota)) + m^A(\mathcal{C}(\iota))P^{A \cup B}(R_a, R_b)}{1 - (P^A(R_a, R_b)m^B(\mathcal{C}(\iota)) + m^A(\mathcal{C}(\iota))P^B(R_a, R_b))}$ 

     $P^B(R_a, R_b) = \frac{m^B(\mathcal{C}(\iota))P^B(R_a, R_b) + P^B(R_a, R_b)m^{A \cup B}(\mathcal{C}(\iota)) + m^B(\mathcal{C}(\iota))P^{A \cup B}(R_a, R_b)}{1 - (P^A(R_a, R_b)m^B(\mathcal{C}(\iota)) + m^A(\mathcal{C}(\iota))P^B(R_a, R_b))}$ 

     $P^{A \cup B}(R_a, R_b) = \frac{m^{A \cup B}(\mathcal{C}(\iota))P^{A \cup B}(R_a, R_b)}{1 - (P^A(R_a, R_b)m^B(\mathcal{C}(\iota)) + m^A(\mathcal{C}(\iota))P^B(R_a, R_b))}$ 

fin

```

De cette dernière opération, il résulte un unique critère de similarité κ représentatif de l'ensemble des critères fusionnés où :

$$\kappa(R_a, R_b) = P^A(R_a, R_b) \quad (5.23)$$

Modification et arrêt. L'agrégation de deux régions voisines R_a et R_b est contrôlée à partir d'un seuillage du critère :

$$\kappa(R_a, R_b) < \sigma_\kappa. \quad (5.24)$$

L'ensemble des régions liées par le graphe d'adjacences sont alors comparées et l'arrêt de l'algorithme est établi lorsque plus aucun critère ne satisfait le seuil fixé.

5.2.4 Cas particulier de l'invariance au niveau de gris moyen

La méthode de segmentation développée repose à la fois sur la luminance et la texture des régions segmentées. Il est toutefois possible d'utiliser uniquement l'information de texture pour segmenter l'image. Seuls les critères relatifs à la texture des objets doivent alors être fusionnés à partir de la DST (cf. section 5.2.3.2).

Cette propriété est particulièrement intéressante dans le cas où l'on souhaite segmenter des objets pour lesquels le niveau de gris moyen de l'image n'est pas constant. Par exemple, les bords des photographies aériennes anciennes sont sous-exposés par rapport à leur centre (cf. chapitre 4).

Afin d'assurer une invariance au niveau de gris moyen de l'image, il convient de modifier la chaîne de traitements comme présenté dans la figure 5.9. Dans un premier temps, il faut normaliser le contenu de l'ensemble des régions issues de l'agrégation des petites régions (cf. section 5.2.3.1). Les distributions des coefficients de luminance de l'image originale sont centrées et réduites de la manière suivante :

$$I_{norm}(x) = \frac{I(x, k) - m(k)}{\sigma(k)} \quad (5.25)$$

où I_{norm} est l'image normalisée, I l'image originale, k une région de l'image, m et σ sont respectivement la moyenne et l'écart-type des coefficients de luminance de la région k .

Ensuite, il est nécessaire de réappliquer une transformée en ondelettes sur l'image normalisée I_{norm} et d'en extraire les coefficients des composantes hautes fréquences. Les régions peuvent alors être agrégées à partir d'un critère basé sur la texture.

Ce type de configuration a été validé et appliqué lors du prétraitement des photographies anciennes (cf. chapitre 4). Un exemple est présenté dans la partie suivante de ce chapitre.

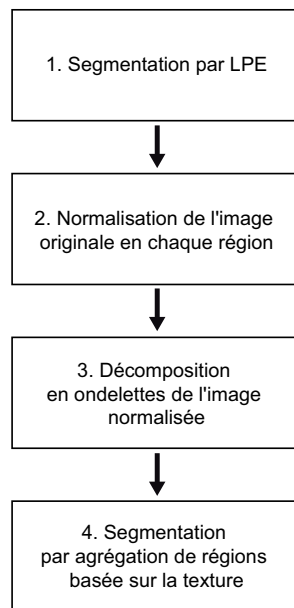


FIGURE 5.9 – Organigramme des traitements appliqués pour une segmentation invariante aux niveaux de gris moyen de l'image

5.2.5 Validation

L'évaluation d'une segmentation est complexe et de nombreux auteurs ([Carleer *et al.* 2005, Hoover *et al.* 1996, Ortiz & Oliver 2006, Zhang *et al.* 2008]) ont

déjà proposé différents indices permettant d'exprimer la qualité de la segmentation ainsi que ses défauts tels que la sous-segmentation ou la sur-segmentation. Retenons qu'il existe des méthodes non-supervisées [Zhang *et al.* 2008] qui se basent sur des critères d'homogénéité, de forme et de taille et des méthodes supervisées [Ortiz & Oliver 2006] qui nécessitent une image de référence complète ou partielle. Dans notre cas, nous utilisons une méthode supervisée, une segmentation complète réalisée par photo-interprétation fera office d'image de référence. Nous avons utilisé la méthode proposée par Hoover *et al.* [Hoover *et al.* 1996] et ainsi que celle d'Ortiz et Oliver [Ortiz & Oliver 2006] pour valider les résultats. Ces méthodes sont présentées dans les sections suivantes.

5.2.5.1 Méthode d'évaluation proposée par Hoover *et al.*

Cette approche est intéressante, car elle accorde une même importance à chaque objet recherché. Cela correspond bien aux images de télédétection où l'ensemble des objets recherchés n'a pas forcément de liens : on cherche à détecter aussi bien une maison qu'une parcelle agricole, quelles que soient leur taille et leur forme.

Soit R_i un objet issu de l'image de validation (comprenant i objets) et \hat{R}_j une région issue de l'image segmentée par l'algorithme (comprenant j objets).

La méthode de Hoover distingue les objets segmentés en cinq classes :

- un objet R_i est **correctement détecté** lorsqu'il est correctement représenté par un objet \hat{R}_j ;
- un objet R_i est **sur-segmenté** lorsqu'il est représenté par un ensemble d'objets $(\hat{R}_j, \dots, \hat{R}_x)$;
- un objet R_i est **sous-segmenté** lorsqu'il est inclus dans un objet \hat{R}_j regroupant plusieurs objets (R_i, \dots, R_x) ;
- un objet R_i est **manqué** lorsque l'algorithme de segmentation n'est pas parvenu à la détecter ;
- un objet \hat{R}_j est assimilée à du **bruit** lorsque l'algorithme a détecté celle-ci sans qu'elle soit présente dans l'image.

L'attribution des classes dépend d'un seuil T qui fixe le pourcentage de pixels communs à R_i et \hat{R}_j nécessaire pour une bonne détection. La classification de chaque objets est alors réalisée à partir des intersections entre les objets segmentés automatiquement et les objets de référence :

$$C_{ij} = R_i \cap \hat{R}_j \quad (5.26)$$

la classification des objets est alors réalisée selon les critères suivants :

- Un objet est classé comme « correctement détecté » (CG_{Hoover}) si :

$$C_{ij} \geq T \times n(\hat{R}_j) \text{ et } C_{ij} \geq T \times n(R_i) \quad (5.27)$$

où $n(R_i)$ correspond au nombre de pixels contenu dans une région R_i , $n(\hat{R}_j)$ est

le nombre de pixels contenu dans une région \hat{R}_j et T le pourcentage de pixels communs à R_i et \hat{R}_j .

- Un objet R_j est classé comme « sur-segmenté » (OS_{Hoover}) si pour un couple d'objets $(R_i, \hat{R}_{j_1}, \dots, \hat{R}_{j_x})$:

$$\forall k, C_{i_k j} \geq T \times n(\hat{R}_{j_k}) \text{ et } \sum_{k=1}^x C_{i_k j} \geq T \times n(R_i) \quad (5.28)$$

- Un objet \hat{R}_j est classé comme « sous-segmenté » (US_{Hoover}) si pour tout couple $(R_{i_1}, \dots, R_{i_x}, \hat{R}_j)$:

$$C_{i_k j} \geq T \times n(R_{i_k}) \text{ et } \sum_{k=1}^x C_{i_k j} \geq T \times n(\hat{R}_j) \quad (5.29)$$

- R_i est un objet classé comme « manqué » (M_{Hoover}) s'il n'est pas classé comme correctement détecté, sur-segmenté et sous-segmenté.
- \hat{R}_j est un objet classé comme « bruit » (N_{Hoover}) s'il n'est pas classé comme correctement détecté, sur-segmenté et sous-segmenté.

5.2.5.2 Méthode d'évaluation proposée par Ortiz et Oliver

La méthode d'évaluation d'Ortiz et Oliver [Ortiz & Oliver 2006] présente l'intérêt de prendre en compte la taille de chaque région alors qu'Hoover *et al.* ne considèrent que le nombre d'objets. L'indice de Hoover peut varier d'une image à une autre.

La technique repose sur l'évaluation d'indices représentatifs du pourcentage de pixels correctement groupés (CG_{Ortiz}), sous-segmentés (OS_{Ortiz}) et sur-segmentés (US_{Ortiz}). Le calcul de ces trois indices repose sur le nombre de régions \hat{R}_j contenues dans les régions R_i qui est comptabilisé par la relation suivante :

$$\text{Si } \frac{C_{ij}}{n(\hat{R}_j)} \times 100 \geq T \text{ alors } SRa(R_i, \hat{R}_j, T) = 1 \quad (5.30)$$

et le nombre de régions \hat{R}_j qui sont contenues dans une unique région R_i :

$$\text{Si } \frac{\max_{k=1, \dots, N} \{C_{kj}\}}{n(\hat{R}_j)} \geq T \text{ alors } SRb(\hat{R}_j, T) = 1 \quad (5.31)$$

Le **pourcentage de pixels correctement groupés**, CG_{Ortiz} ,

$$CG_{Ortiz} = \frac{\sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_0} SRa(R_i, \hat{R}_j, T) \times C_{ij}}{n(I)} \times 100 \quad (5.32)$$

Le **pourcentage de sous-segmentation**, US_{Ortiz} est calculé par la relation suivante :

$$US_{Ortiz} = \frac{\sum_{i=1}^{N_r} (1 - SRb(\hat{R}_i, T)) \times n(\hat{R}_j)}{n(I)} \times 100 \quad (5.33)$$

Le **pourcentage de sur-segmentation**, OS_{Ortiz} est calculé par la relation suivante :

$$OS_{Ortiz} = \frac{\sum_{i=1}^{N_r} (1 - SO(R_i, T)) \times n(R_i)}{n(I)} \times 100 \quad (5.34)$$

5.3 Expérimentation et validation

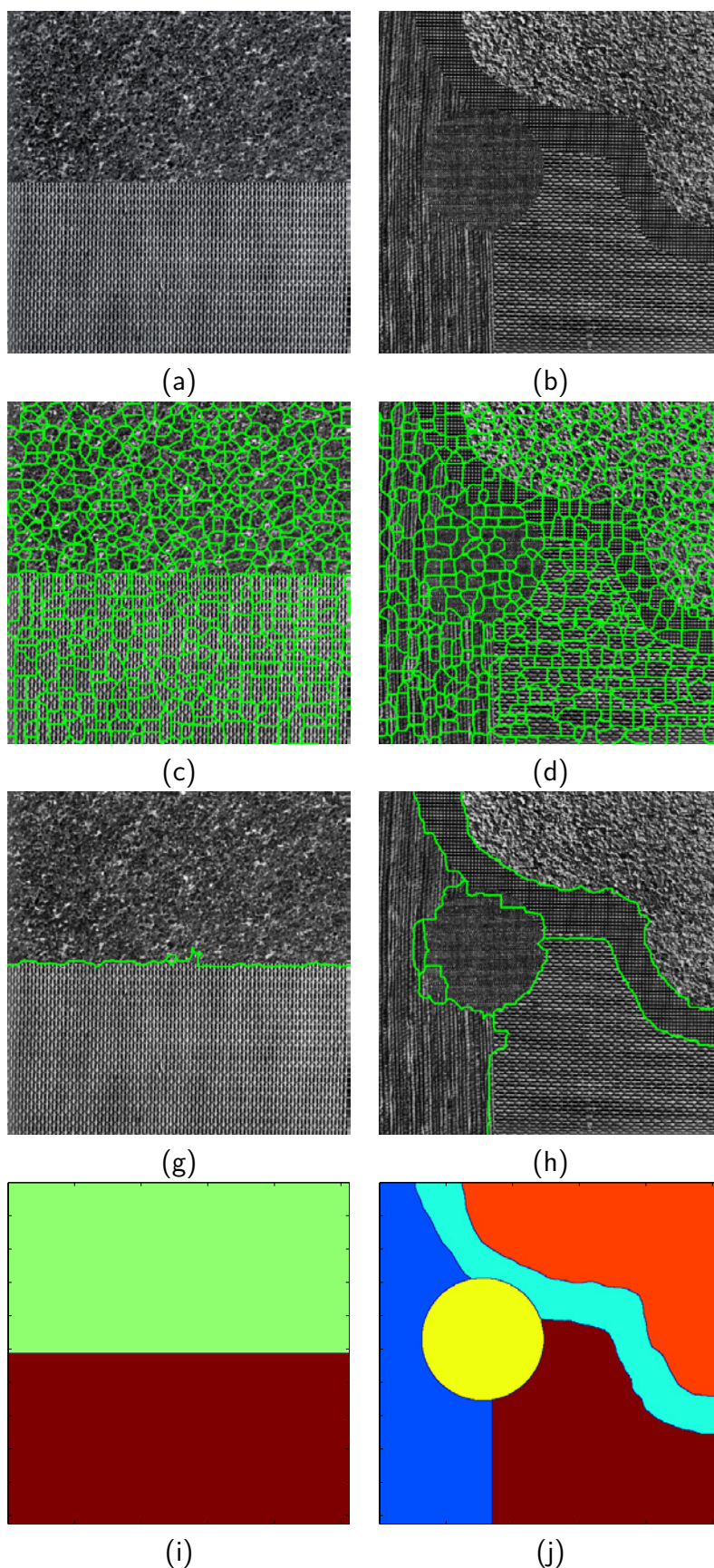
La méthode de segmentation développée a été expérimentée et validée à partir d'images de synthèse de taille 512×512 composées de différentes textures de Brodatz [Brodatz 1966].

Chaque région a la particularité d'avoir un niveau de gris moyen très proche de manière à ce qu'elle soit discriminée selon les critères de textures de l'algorithme.

Les images sont segmentées pour un niveau de décomposition en ondelettes $j = 3$. La segmentation par LPE produit 615 régions pour l'image 1 et 581 régions pour l'image 2. Les objets sont ensuite agrégés selon leur luminance et leur texture, il en résulte respectivement 3 régions sur les 2 recherchées pour l'image 1 et 7 régions sur les 5 recherchées dans l'image 2. Globalement, l'algorithme retrouve correctement les différentes régions texturées, la sur-segmentation correspondant à de petites régions qui se situent à proximité des contours des régions. Ces petites régions sont, pour la plupart, composées d'un ensemble de deux textures. En comparant ce résultat avec la segmentation issue de la LPE, on remarque que ces régions mixtes étaient déjà présentes. Ces régions résultent ainsi d'une erreur de la détection des contours de l'image et non pas d'une mauvaise agrégation des régions.

Dans un second temps, nous vérifions la qualité de segmentation lorsque l'algorithme est paramétré pour être invariant au niveau de gris moyen des images. Le niveau de gris moyen des images précédentes a ainsi été modifié de manière à simuler un effet de vignettage. Lors de la segmentation par LPE, 582 régions et 544 régions ont été créées pour les deux images. Après agrégation des régions, 3 régions sur 2 ont été détectées pour l'image 3 et 16 régions sur 5 ont été détectées pour l'image 4. Les résultats sont globalement similaires à ceux présentés précédemment pour les images 1 et 2, cependant l'image 4 est un peu plus segmentée.

Le tableau 5.1 présente les indices de Hoover et Ortiz calculés pour chaque segmentation avec un seuil de bonne détection fixé à 90 % ($T = 0.9$). L'indice de Hoover, CG_{Hoover} , basé sur le nombre d'objets détecté montre que la totalité des objets a été correctement identifiée. L'indice N_{Hoover} fournit une information intéressante sur les régions sur-segmentées puisqu'il les considère comme du bruit. Les régions sont, en effet, trop petites pour être considérées comme une région à part entière. L'indice d'Ortiz et Oliver, CG_{Ortiz} , affiche de très bons résultats pour les segmentations des trois images avec $CG_{Ortiz} > 90$ %. Dans le cas de l'image 4, un score proche de 70 % permet de nuancer le score de CG_{Hoover} .



132

FIGURE 5.10 – **Exemple de segmentation.** (a-b) : images originales ; (c-d) : résultats de la segmentation par LPE (étape 1) ; (e-f) : résultats après l'agrégation des petites régions (étape 2) ; (g-h) : résultats après l'agrégation des grandes régions (étape 3) ; (i-j) : régions recherchées

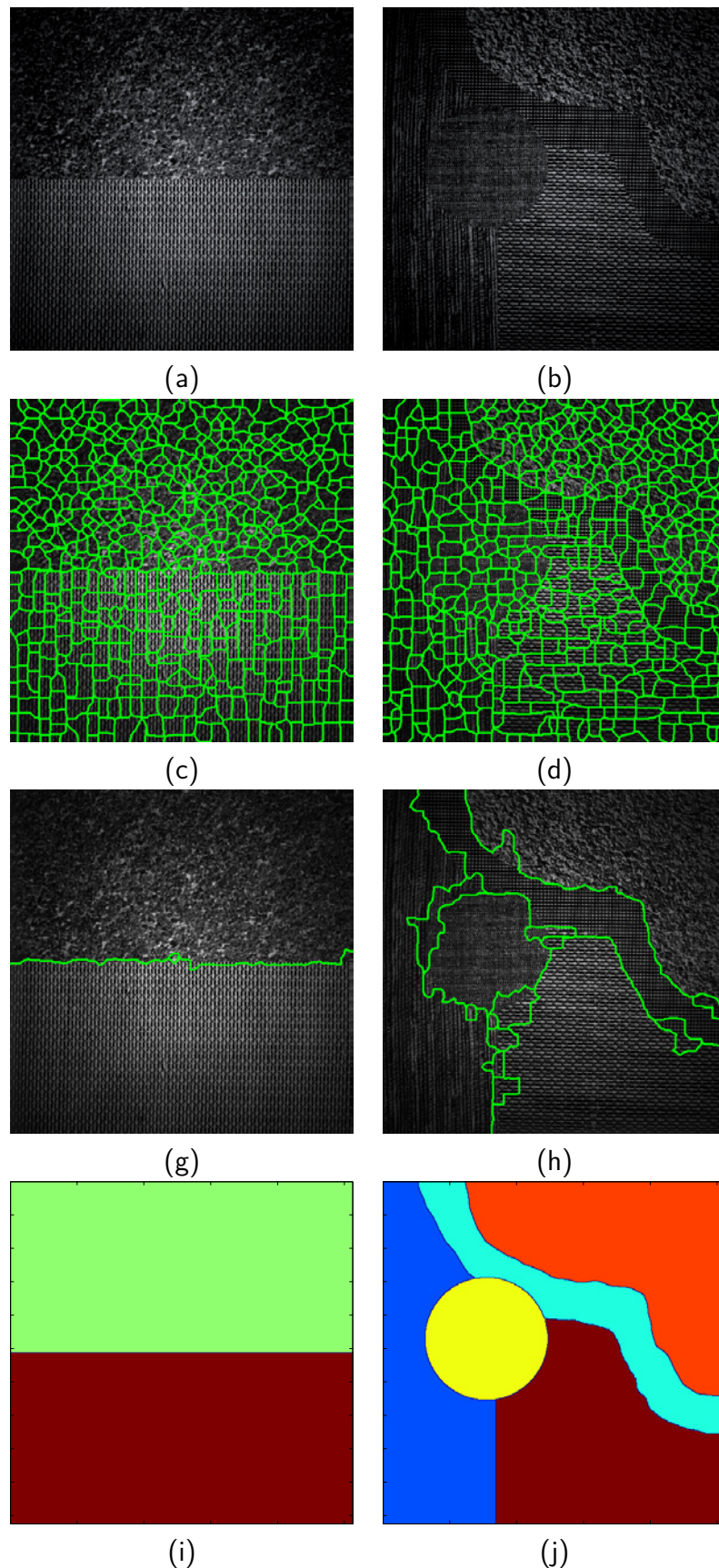


FIGURE 5.11 – Exemple de segmentation avec invariance au niveau de gris 133
 moyen de l'image. (a-b) : images originales ; (c-d) : résultats de la segmentation par LPE (étape 1) ; (e-f) : résultats après l'agrégation des petites régions (étape 2) ; (g-h) : résultats après l'agrégation des grandes régions (étape 3) ; (i-j) : régions recherchées.

Tableau 5.1 – Résultats des segmentations selon les indices de Hoover *et al.* et ceux de Ortiz et Oliver

	Exemple 1	Exemple 2	Exemple 3	Exemple 4
CG_{Hoover}	2	5	2	5
OS_{Hoover}	0	0	0	0
US_{Hoover}	0	0	0	0
M_{Hoover}	0	0	0	0
N_{Hoover}	1	2	1	11
CG_{Ortiz}	99	95	99	71
OS_{Ortiz}	0	1	0	17
US_{Ortiz}	0	0	0	22

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode de segmentation pour des images texturées en niveaux de gris. Cette méthode se décompose en deux étapes de segmentation. La première consiste à créer un ensemble d'objets sur-segmentés, tandis que la seconde a pour objectif d'agréger ces objets selon des critères de luminance et de texture.

Nous avons utilisé une méthode de segmentation par ligne de partage des eaux pour créer les objets sur-segmentés. Puis, nous avons agrégé les objets à partir des graphes d'adjacence. Une décomposition en ondelettes de l'image a été réalisée pour calculer la norme des gradients à une échelle donnée. Cette dernière est utilisée pour la segmentation par ligne de partage des eaux. De plus, les composantes basses et hautes fréquences ont été utilisées pour définir les mesures de luminance et de texture de chaque objet. Afin de combiner les informations de luminance et de texture, nous avons fusionné ces critères à partir de la théorie des évidences de Dempster-Shafer. La décision d'agrégation de régions dépend ainsi d'un unique critère.

Cette méthode a été testée et validée à partir d'images de synthèse construites à partir de textures de Brodatz. Ainsi, cette première application nous a permis de vérifier que la méthode de segmentation est bien invariante au niveau de gris moyen de l'image. Ceci confirme ainsi l'apport de la texture dans le processus d'agrégation des régions.

Enfin, c'est à partir de ces objets segmentés que sont extraites les informations de luminance et de texture qui seront utilisées dans les prochaines étapes de traitements.

Détection et estimation de l'orientation dominante des textures

Sommaire

6.1	État de l'art	137
6.2	Méthodologie	138
6.2.1	Estimation de l'orientation et du degré d'isotropie	138
6.2.2	Choix des critères	141
6.3	Expérimentation et validation	141
6.3.1	Textures de Brodatz	142
6.3.2	Textures synthétiques	144
6.3.3	Données de télédétection	148
6.4	Conclusion	148

Cette partie porte sur la détection de textures anisotropes et l'estimation de leur orientation dominante. Dans le cadre de l'élaboration d'une méthode de détection de changements, cette étape est indispensable pour assurer une invariance par rotation pour tous les types de motifs anisotropes présents dans l'image. L'objectif poursuivi est de déterminer l'orientation globale des textures contenues dans des objets segmentés et de les redresser selon un même axe.

Pour illustrer la nécessité de ré-orienter les différents motifs contenus dans l'image selon un même critère, nous présentons sur la figure 6.1 deux textures anisotropes identiques avec des angles d'orientation différents. Une décomposition en ondelettes a été réalisée pour chacune d'entre elles et la distribution de leurs coefficients dans les différentes directions d'analyse sont représentés en (c-e). On remarque que la distribution de leurs coefficients est sensiblement différente selon la direction d'analyse considérée. Étant donné que les méthodes utilisées dans ce document s'appuient principalement sur la distribution de coefficients d'ondelettes, ces textures peuvent alors être considérées comme différentes alors qu'elles sont parfaitement identiques.

Ce cas de figure peut apparaître à de nombreuses reprises dans des images de télédétection à THRS. Par exemple, le changement de sens de labour des parcelles agricoles est considéré comme une modification de pratique agricole et non comme un

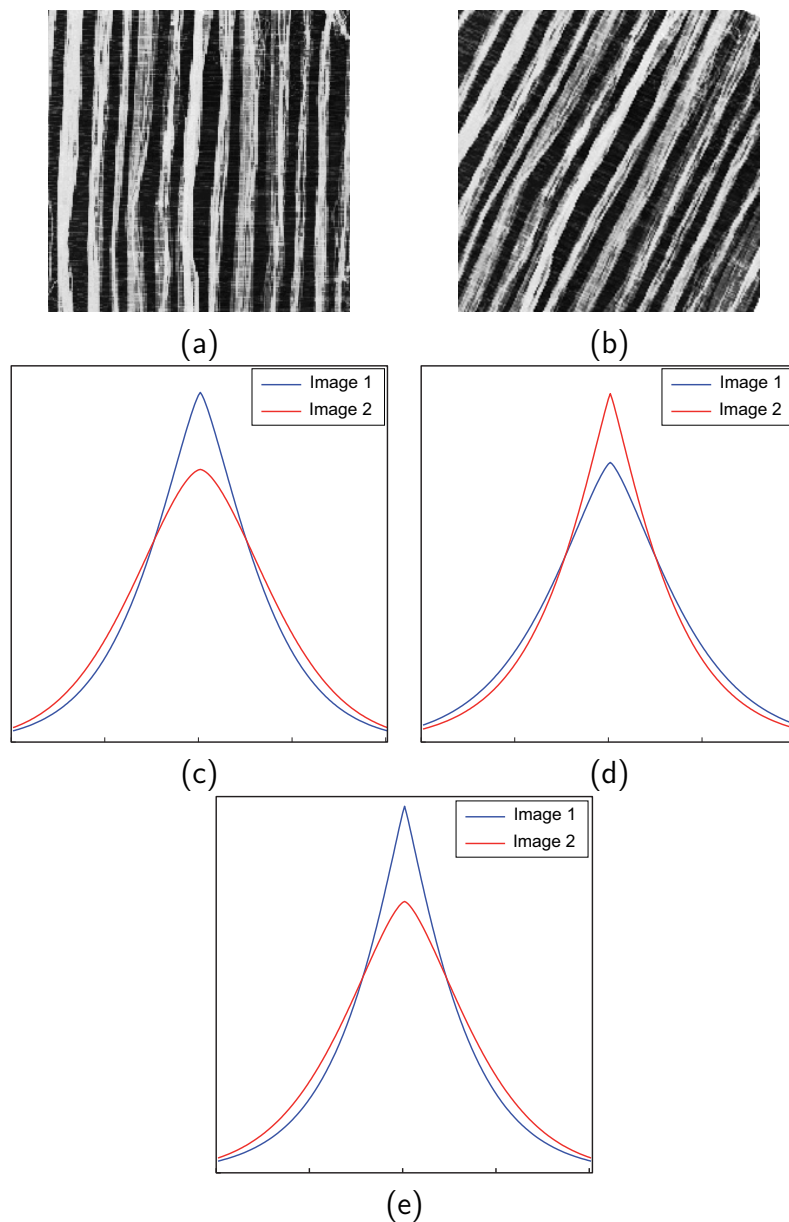


FIGURE 6.1 – **Des textures identiques aux coefficients d'ondelettes différents.** (a-b) : deux textures identiques avec des orientations différentes ; (c) : la distribution des coefficients de la composante détaillée horizontale ; (d) : la distribution des coefficients de la composante détaillée verticale (e) : la distribution des coefficients de la composante détaillée diagonale

changement d'occupation du sol en tant que tel, et à ce titre il ne doit pas être mis en évidence par la méthode de détection de changement. Ce chapitre vise donc à définir une procédure de réorientation de tous les motifs contenus dans l'image selon un même axe (vertical dans ce travail) avant tout traitement visant à les comparer.

6.1 État de l'art

Il existe de nombreuses méthodes d'analyse et de reconnaissance de textures qui assurent l'invariance par rotation [Zhang & Tan 2002]. Une grande partie d'entre elles sont basées sur des classifications supervisées qui nécessitent des textures préalablement définies [Chen & Kundu 1994, Manthalkar *et al.* 2003, Ojala *et al.* 2002].

D'autres approches performantes ont déjà été proposées, notamment en utilisant des filtres récursifs [Lepouliquen *et al.* 2005, Michelet *et al.* 2007]. Cependant, ces techniques extraient un vecteur d'orientation en chaque point de l'image. Cela n'est pas nécessaire dans notre application puisque nous désirons extraire un vecteur unique représentant l'orientation globale d'un motif contenu dans un polygone.

Ce type de problème est généralement résolu en utilisant des méthodes spectrales. Dans ce contexte, la plupart des techniques existantes sont basées sur la transformée de Fourier et présentent des performances intéressantes dans de nombreuses applications [Delenne *et al.* 2008, Josso *et al.* 2005, Wassenaar *et al.* 2002]. Toutefois, ces approches échouent lorsque de multiples objets, qui peuvent être parfois non-rectangulaires, sont contenus dans une seule et même image (pour plus d'information, voir la section 6.3.2). En effet, l'absence de localisation spatiale des fréquences issues de la transformée de Fourier ne permet pas de traiter différents motifs. En outre, comme il est souligné dans [Jafari-khouzani & Soltanian-zadeh 2005], les macrotextures sont sensibles au bruit provenant des hautes fréquences de micro-éléments dans plusieurs directions et sont, par conséquent, difficiles à analyser avec de telles approches. Il est donc nécessaire de remédier à cette lacune à l'aide d'une analyse espace/fréquence.

La méthode que nous proposons est basée sur la maximisation d'un critère qui évalue l'orientation, dans une direction donnée (verticale dans notre cas), des motifs de l'image. Cette orientation concentre au mieux l'énergie des coefficients dans la direction spécifique choisie. Pour comparer ces coefficients, nous nous appuyons sur la mesure de Kullback-Leibler. La localisation temps-fréquence de la transformée en ondelettes permet de traiter n'importe quel polygone pouvant être contenu dans une image (à l'inverse des méthodes par transformée de Fourier qui ne permettent de localiser spatialement une fréquence donnée). Par ailleurs, nous proposons une stratégie itérative qui permet d'atteindre une précision souhaitée (fixée par l'utilisateur) en un nombre minimal d'itérations.

Cette méthode est présentée de la manière suivante : la section 6.2 présente le principe. Elle est composée de deux parties : la présentation de l'approche pour estimer l'orientation et le degré d'isotropie, puis l'exposé du choix de la mesure la plus discrimi-

nante pour réaliser ces opérations. Enfin, la section 6.3 présente plusieurs expériences afin de valider notre approche et la comparent avec une technique connue de l'état de l'art.

6.2 Méthodologie

6.2.1 Estimation de l'orientation et du degré d'isotropie

6.2.1.1 Définition d'un critère à maximiser

Les textures anisotropes concentrent de fortes valeurs d'énergie dans certaines composantes d'une transformée en ondelettes. À l'inverse, pour une texture isotrope, l'énergie des composantes reste relativement faible et homogène.

Pour illustrer cela, la figure 6.2 présente l'énergie (somme de norme L_1 + somme de la norme L_2 des coefficients) des composantes de détails (dans les directions horizontales, verticales et diagonales) pour une texture anisotrope (première ligne) et isotrope (seconde ligne). Ces textures ont été successivement pivotées entre 0° et 180° . On peut ainsi visualiser les variations d'énergie de chaque composante en fonction des différentes orientations. À partir de la figure 6.2(a), on constate avec évidence que l'énergie des coefficients de détails verticaux (trait plein) contient un maximum local lorsque l'orientation principale est représentée verticalement (38° dans ce cas). De plus, dans une telle situation, l'énergie des autres composantes (horizontales et diagonales) est plus faible. De manière analogue, le même phénomène se produit lorsque l'orientation des détails horizontaux (ligne pointillée) est représentée horizontalement (128°).

À l'inverse, dans le cas d'une texture isotrope (Figure 6.2(b)), l'énergie reste très similaire quelle que soit la direction d'analyse.

Sur la base de cette observation, nous proposons d'estimer l'angle d'orientation dominante d'une texture en mettant en évidence ces situations spécifiques. On propose d'appliquer itérativement une rotation à l'image originale et d'estimer l'angle qui concentre le plus d'information dans une direction donnée (verticale en pratique). Ainsi, si on représente une image I_θ (correspondant à l'image originale I pivotée par θ) comme $\{A_\theta^1, H_\theta^1, V_\theta^1, D_\theta^1, \dots, A_\theta^J, H_\theta^J, V_\theta^J, D_\theta^J\}$, où A_θ^j (respectivement $H_\theta^j, V_\theta^j, D_\theta^j$) représente l'approximation (respectivement les composantes de détails dans les directions horizontale, verticale et diagonale) selon le $j^{\text{ième}}$ niveau de décomposition, on cherche un angle $\hat{\theta}$ tel que :

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\theta} = \max_{\theta} (\mathcal{E}(\mathcal{D}, \{I_\theta\})) = \left\{ \theta \mid \mathcal{E}(\mathcal{D}, \{I_\theta\}) = \mathcal{E}_{max} \right\}, \text{ où} \\ \mathcal{E}(\mathcal{D}, \{I_\theta\}) = \sum_{j=0}^J (\mathcal{D}(V_\theta^j, H_\theta^j) + \mathcal{D}(V_\theta^j, D_\theta^j)). \end{array} \right. \quad (6.1)$$

$\mathcal{D}(\bullet_1, \bullet_2)$ est une mesure de similarité entre les distributions \bullet_1 et \bullet_2 (le choix de cette mesure sera discuté à la fin de cette section). Le critère \mathcal{E} atteint son maximum

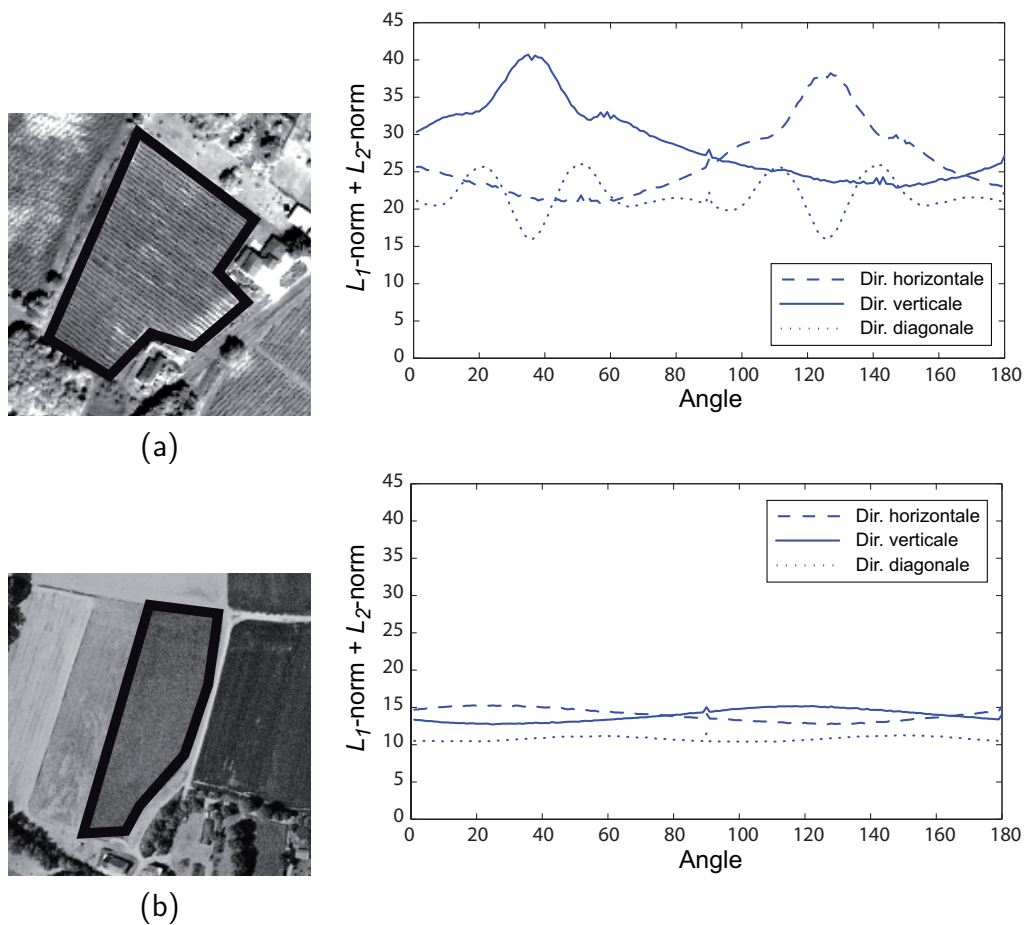


FIGURE 6.2 – Variation de l'énergie contenue dans les différentes directions des coefficients d'ondelettes lors de la rotation d'une texture anisotrope. (a) Exemple d'une parcelle viticole (texture anisotrope); (b) Exemple d'une prairie (texture isotrope)

\mathcal{E}_{max} lorsque la différence entre la distribution des coefficients verticaux et horizontaux est la plus grande. Cela représente alors l'orientation dominante de la texture selon l'axe vertical, la valeur $\hat{\theta}$ correspondant à l'angle du motif par rapport à l'axe vertical.

6.2.1.2 Maximisation du critère \mathcal{E}

Le critère \mathcal{E} étant non linéaire, sa maximisation est délicate. En pratique, l'espace des solutions étant relativement restreint, nous avons choisi de réaliser une recherche exhaustive. Pour une précision souhaitée δ_θ , un nombre de calculs $N = 180/\delta_\theta$ est théoriquement demandé. Cependant, en raison des propriétés de symétrie de la décomposition en ondelettes, on peut restreindre l'intervalle de recherche entre $[0^\circ, 90^\circ]$. En effet, les coefficients dans la composante verticale (respectivement horizontale) de $I_{\theta+90^\circ}$ correspondent aux coefficients de la composante horizontale (respectivement verticale) de I_θ . Enfin, comme le propose [Marion & Vray 2009], on peut optimiser le nombre de rotations à effectuer pour atteindre le maximum. Cela est présenté dans le paragraphe suivant.

6.2.1.3 Optimisation du nombre de rotations

L'optimisation est réalisée en deux étapes : la première consiste en une estimation approximative à une précision $\tilde{\theta}$ et la seconde consiste en une estimation fine à une précision δ_θ .

Le nombre de rotations $N_{rot}(\tilde{\theta})$ nécessaire est ainsi exprimé par :

$$N_{rot}(\tilde{\theta}) = \underbrace{\frac{90}{\tilde{\theta}}}_{\text{Estimation approximative}} + \underbrace{2\frac{\tilde{\theta}}{\delta_\theta} + 1}_{\text{Estimation fine}} . \quad (6.2)$$

Pour une précision donnée δ_θ , nous souhaitons donc trouver la valeur de $\tilde{\theta}$ qui va minimiser le nombre total de rotations N_{rot} . Pour cela, étudions tout d'abord cette fonction. Sa dérivée s'exprime par :

$$N'_{rot}(\tilde{\theta}) = -\frac{90}{\tilde{\theta}^2} + \frac{2}{\delta_\theta} . \quad (6.3)$$

N'_{rot} s'annule en $\theta^* = \sqrt{90\delta_\theta/2}$. Elle est négative (respectivement positive) pour $\tilde{\theta} < \theta^*$ (respectivement $\tilde{\theta} > \theta^*$). Elle admet donc un minimum pour $\theta^* = \sqrt{90\delta_\theta/2}$. Ainsi, pour une précision souhaitée δ_θ , on peut d'abord réaliser une estimation approximative avec une approximation de $\theta^* = \sqrt{90\delta_\theta/2}$, puis affiner selon une précision δ_θ .

Par exemple, si $\delta_\theta = 1^\circ$, la première étape est réalisée à une précision de $\theta^* = \sqrt{90/2} \simeq 6.7^\circ$ et le nombre total de rotations est $N_{rot}(\theta^*) \simeq 28$. Cette optimisation correspond alors à une diminution du nombre de rotations de l'ordre de 84 % par rapport aux 180 initialement prévues.

6.3. Expérimentation et validation

L'angle d'orientation n'a de sens que si une texture est anisotrope. Il est donc nécessaire de déterminer si un motif donné est isotrope ou non.

6.2.1.4 Degré d'isotropie

Soit $\mathbf{E} = [\mathcal{E}(0), \dots, \mathcal{E}(\theta_i), \dots, \mathcal{E}(180)]^T$, le vecteur composé de valeurs issues de l'équation 6.1 pour les angles $\theta_i = i \times \theta^*$ (où $\theta^* = \sqrt{90\delta_\theta/2}$). Une texture isotrope fournit une valeur maximale \mathcal{E}_{max} et un écart-type de \mathbf{E} peu élevé. Les coefficients seront, en effet, distribués de manière plus ou moins homogène dans les différentes composantes de détails. À l'inverse, une texture anisotrope aura une valeur maximale \mathcal{E}_{max} significative et un écart-type de \mathbf{E} important. En conséquence, un seuillage de \mathcal{E}_{max} ou de l'écart-type de \mathbf{E} peut convenir à la discrimination d'une texture anisotrope et d'une texture isotrope. Etudions à présent le choix du critère \mathcal{D} à utiliser dans la relation (6.1).

6.2.2 Choix des critères

Comme nous l'avons vu dans le chapitre ??, la distribution des composantes de détails issues d'une décomposition en ondelettes peut se modéliser par une gaussienne généralisée, celle-ci étant représentée par deux paramètres (α, β) . Une fois que (α, β) ont été estimés, on utilise la mesure symétrique de Kullback-Leibler (cf. relation (5.10)) comme mesure de similarité \mathcal{D} dans la relation 6.1. Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, cette mesure est adaptée à la comparaison de telles distributions. Ainsi, la mesure s'écrit :

$$\mathcal{D}(p_1, p_2) = \frac{1}{2} (KL_{p_1, p_2} + KL_{p_2, p_1}). \quad (6.4)$$

Parmi les critères de similarité entre les histogrammes habituellement utilisés, le critère de Bhattacharyya est également connu pour ses performances fiables. Cependant, d'après nos connaissances, la mesure de Kullback-Leibler entre deux GGD est le seul critère qui peut être exprimé de manière analytique, ce qui simplifie de nombreux aspects pratiques car elle ne nécessite pas de calculer les intégrations numériques.

6.3 Expérimentation et validation

Dans la section 6.3.1, nous cherchons à démontrer la fiabilité du critère pour capturer l'orientation dominante à l'aide de textures de Brodatz [Brodatz 1966] que le critère est adapté pour mesurer l'orientation dominante et qu'il est fiable. Ensuite, dans la section 6.3.2, nous présentons quelques expérimentations sur des données de synthèse. Enfin dans la section 6.3.3, nous avons utilisé cette approche pour estimer l'orientation de textures issues de données de télédétection et nous l'avons comparée avec une approche basée sur la transformée de Fourier [Josso *et al.* 2005].

6.3.1 Textures de Brodatz

Cette approche a d'abord été testée sur un ensemble de sept textures de Brodatz [Brodatz 1966]. Les objectifs sont d'une part de valider le critère de similarité choisi et d'autre part de fixer le seuil à appliquer à la valeur \mathcal{E} pour discriminer les textures anisotropes (voir la fin de la section 6.2.1.4).

Les images testées sont représentées sur la figure 6.3 (a–g). Les trois premiers motifs ont été choisis au hasard parmi les modèles anisotropes, le quatrième est composé de deux orientations perpendiculaires (notons que cette situation n'est pas gérée par la méthode proposée ici) et les derniers motifs ont également été définis aléatoirement parmi les modèles isotropes de différentes échelles.

Chaque image (taille 640×640) a été préalablement décomposée en 100 sous-images de taille 64×64 . L'approche a été appliquée sur les sous-images. Les histogrammes empiriques des coefficients d'ondelettes ont été représentés sur 70 bins dans un intervalle de $[-128, 128]$. Nous avons observé que cette taille est suffisante pour estimer correctement une distribution avec un faible temps de calcul.

Afin de valider les critères proposés dans l'équation 6.4, une comparaison a été établie avec d'autres mesures de similarité $\mathcal{D}(X_1, X_2)$ entre les coefficients X_1 et X_2 , (chaque coefficient X_i représente un ensemble de valeurs x_i qui sont distribuées selon l'histogramme p_i) qui sont :

$$\mathcal{D}_1(X_1, X_2) = \frac{1}{N} \sum_i^N |x_1(i) - x_2(i)| \quad \text{norme } L_1 \text{ entre les coefficients} \quad (6.5)$$

$$\mathcal{D}_2(X_1, X_2) = \frac{1}{N} \sum_i^N |x_1(i) - x_2(i)|^2 \quad \text{norme } L_2 \text{ entre les coefficients} \quad (6.6)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{D}_3(X_1, X_2) &= \frac{1}{2} \{KL(p_1, p_2) + KL(p_2, p_1)\} \\ &= \frac{1}{2} \left\{ \int p_1(x) \log \frac{p_1(x)}{p_2(x)} dx + \int p_2(x) \log \frac{p_2(x)}{p_1(x)} dx \right\} \\ &\text{Divergence symétrique de Kullback-Leibler entre} \\ &\text{les distributions empiriques } p_1 \text{ et } p_2 \end{aligned} \quad (6.7)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{D}_4(X_1, X_2) &= \left(1 - \int \sqrt{p_1(x)p_2(x)} dx \right) \\ &\text{Critère (1-Bhattacharyya) entre} \\ &\text{les distributions empiriques } p_1 \text{ et } p_2 \end{aligned} \quad (6.8)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{D}_5(X_1, X_2) &= \left(1 - \int \sqrt{p_1(\alpha_1, \beta_1)p_2(\alpha_2, \beta_2)} dx \right) \\ &\text{Critère (1-Bhattacharyya) entre} \\ &\text{les GGD estimées par la relation (3.3)} \end{aligned} \quad (6.9)$$

Le critère de Bhattacharyya $\mathcal{B} = \int \sqrt{p_1 p_2}$ est égal à 1 lorsque deux distributions sont identiques et il diminue jusque 0 lorsque les distributions sont différentes. Il a été

6.3. Expérimentation et validation

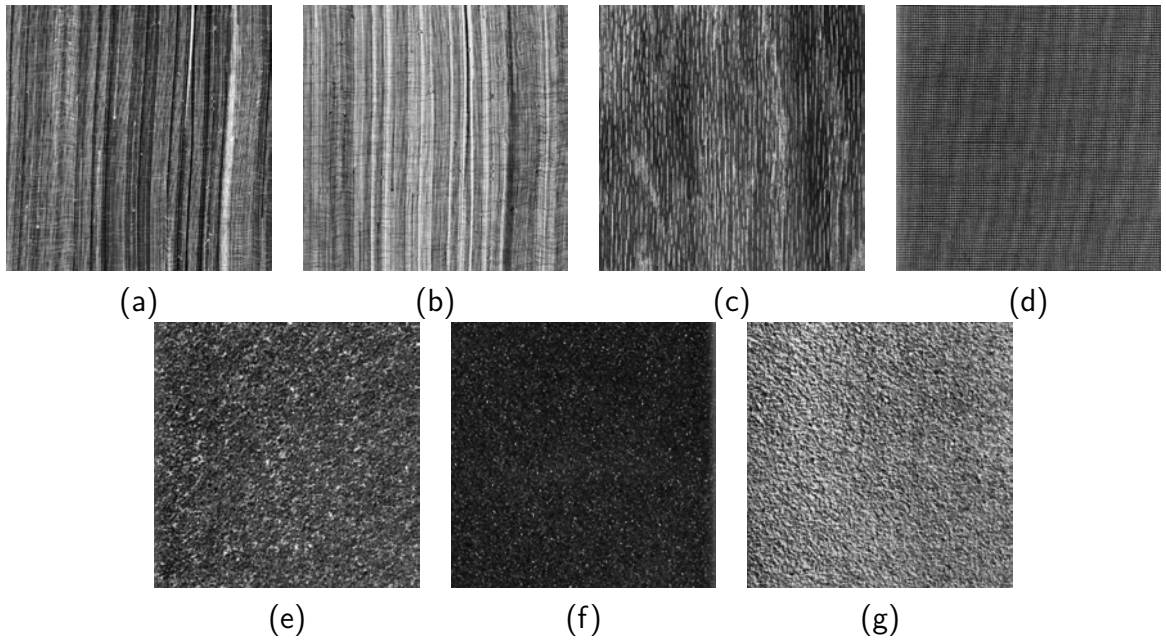


FIGURE 6.3 – **Exemples de textures de Brodatz.** (a–c) : textures anisotropes ; (d) : textures comportent deux orientations perpendiculaires ; (e–g) : textures isotropes à différentes échelles.

utilisé sous la forme $(1 - \mathcal{B})$ dans les deux dernières équations afin de retrouver un comportement comparable aux autres critères.

Dans la figure 6.4, nous avons représenté les « moyennes normalisées des divergences maximales » :

$$\tilde{\mathcal{E}}_{max}(\mathcal{D}_i, \bullet) = \overline{\mathcal{E}_{max}}(\mathcal{D}_i, \{\bullet\}) / \overline{\mathcal{E}_{max}}(\mathcal{D}_i, \{a, \dots, g\}) \quad (6.10)$$

pour chaque image notée \bullet et critère notée \mathcal{D}_i . Dans cette relation, le numérateur représente la moyenne de \mathcal{E}_{max} (voir relation (6.1)) selon \mathcal{D}_i parmi les 100 échantillons de l'image \bullet . Le dénominateur est un « facteur de normalisation » avec les valeurs moyennes de tout \mathcal{E}_{max} (dans toutes les images) issues de \mathcal{D}_i . Comme un ensemble de textures isotropes et anisotropes a été pris en compte, on admet que la valeur moyenne $\overline{\mathcal{E}_{max}}(\mathcal{D}_i, \{a, \dots, g\})$ est représentative de l'amplitude de chaque critère. Par conséquent, cette normalisation permet une représentation graphique et une comparaison cohérente entre les critères de similarité. Ces critères sont représentés sur la figure 6.4.

Sur cette figure, on peut observer que toute mesure prise pour les textures anisotropes (correspondant en abscisse à 6.3 (a,b,c)) est plus élevée que celles calculées pour les textures isotropes. La valeur en (d) est plus ambiguë puisqu'elle correspond à un motif contenant deux orientations.

Sur la même figure, il est également intéressant de souligner que les mesures basées sur les modes de distribution sont plus adaptées à la discrimination des textures. La séparabilité entre les mesures des textures isotropes et anisotropes est en effet plus

importante que celles des normes L_1 et L_2 . Enfin, parmi les critères basés sur les modes de distribution, on constate que ceux calculés à partir des méthodes de lissage sont plus discriminants que ceux basés sur les distributions empiriques. De plus, celui proposé dans (6.4), issu de la divergence symétrique de Kullback-Leibler, est le plus discriminant (courbe noire). Les valeurs les plus élevées correspondent en effet à des textures anisotropes.

Ces expérimentations sur les textures de Brodatz montrent que la méthode est capable de discriminer différents types de textures et valident aussi le critère proposé dans l'équation 6.4. À partir de ces résultats et de la figure 6.4, on peut définir un seuil $\eta \approx 1$ pour discriminer les textures anisotropes ($\tilde{\mathcal{E}}_{max} \geq \eta$) et les textures isotropes ($\tilde{\mathcal{E}}_{max} \leq \eta$). En pratique, étant donné que nous utilisons la valeur symétrique de la divergence de Kullback-Leibler, sa valeur non normalisée correspond à $\eta \approx 1.82$.

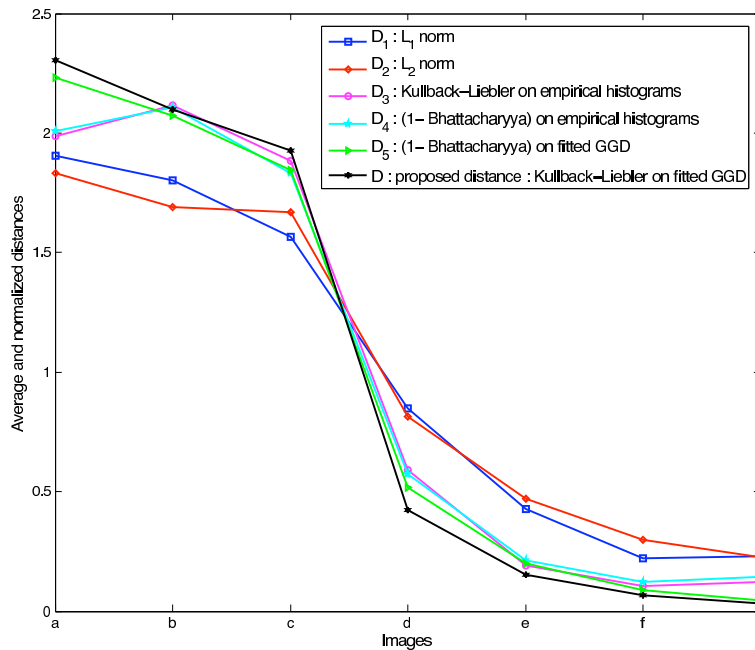


FIGURE 6.4 – Moyenne normalisée des critères pour les images de la figure 6.3. (a–g) \mathcal{D}_1 (en bleu), \mathcal{D}_2 (en rouge), \mathcal{D}_3 (en magenta), \mathcal{D}_4 (en cyan), \mathcal{D}_5 (en vert) et le critère proposé (en rouge).

6.3.2 Textures synthétiques

L'approche a été testée afin de vérifier l'estimation des orientations. Un ensemble de 20 sous-images prises dans des textures de Brodatz anisotropes [Brodatz 1966] a été sélectionné. Ces sous-images ont été pivotées avec des angles choisis de manière aléatoire. On obtient ainsi un ensemble de textures anisotropes dont les orientations sont connues.

6.3. Expérimentation et validation

La méthode proposée a été comparée avec une technique couramment utilisée pour estimer des orientations [Josso *et al.* 2005]. Cette technique est basée sur une analyse en composantes principales du spectre de Fourier de l'image originale.

Si on considère un objet représenté par une texture anisotrope, on remarque que, dans son spectre de Fourier, ses fréquences correspondant à l'angle d'orientation ont un comportement singulier comme le montre la figure 6.3.2. Dans [Josso *et al.* 2005], les auteurs cherchent ainsi l'angle qui contient le plus d'énergie dans le spectre de Fourier de l'image initiale. La recherche de cet angle s'effectue par une Analyse en Composantes Principales (ACP) sur le spectre de Fourier. L'identification des coordonnées de l'axe contenant le plus d'énergie donne alors la direction privilégiée de l'image. Une rotation dans l'espace de Fourier se traduisant par une rotation du même angle dans l'espace image, cet axe principal coïncide avec l'angle de l'orientation de la texture. Par ailleurs, le rapport entre la première et la seconde valeur propre de l'ACP de l'analyse en composantes principales permet de discriminer les textures isotropes et anisotropes.

Néanmoins, un des principaux inconvénients de cette approche est qu'elle ne peut traiter que les zones rectangulaires. La transformée de Fourier ne permet pas, en effet, la localisation spatiale des coefficients. Il est donc impossible d'effectuer une transformée de Fourier sur l'ensemble d'une image et de ne sélectionner que les coefficients liés à la configuration souhaitée.

Si l'on traite une image contenant des motifs préalablement segmentés, chaque motif est alors délimité par un polygone de forme variable. Comme le montre la figure 6.6, l'application de la méthode de [Josso *et al.* 2005] est alors bruitée si l'on prend en compte l'entourage des polygones (Figures 6.6 (a-b)) ou si cet entourage est masqué (Figures 6.6 (c-d)). Le meilleur moyen est alors de définir un rectangle recouvrant la plus grande surface du polygone segmenté (Figures 6.6 (d-e)). Cependant, ce type de technique ne considère pas l'ensemble de la surface et peut nuire à la qualité des résultats.

Les résultats sont présentés dans le tableau 6.1. On remarque que la précision moyenne obtenue avec l'approche proposée surclasse la méthode basée sur la transformée de Fourier. La même remarque vaut pour l'écart-type. L'analyse multi-échelle par ondelettes permet de capturer avec plus de précision les détails relatifs à l'anisotropie d'une texture que l'analyse par la transformée de Fourier. Pour illustrer la qualité des résultats, la figure 6.7 représente une texture anisotrope et sa réorientation selon l'axe vertical en utilisant l'angle obtenu selon l'approche proposée et selon celle de [Josso *et al.* 2005]. À partir de ces échantillons, il est manifeste que l'approche proposée produit de meilleurs résultats.

6.3.3 Données de télédétection

La méthode a été appliquée sur un ensemble de 150 motifs pré-segmentés extraits d'images de télédétection, de 60cm de résolution issues de différents capteurs : ce sont des images à THRS en niveaux de gris dérivées photographies aériennes et images

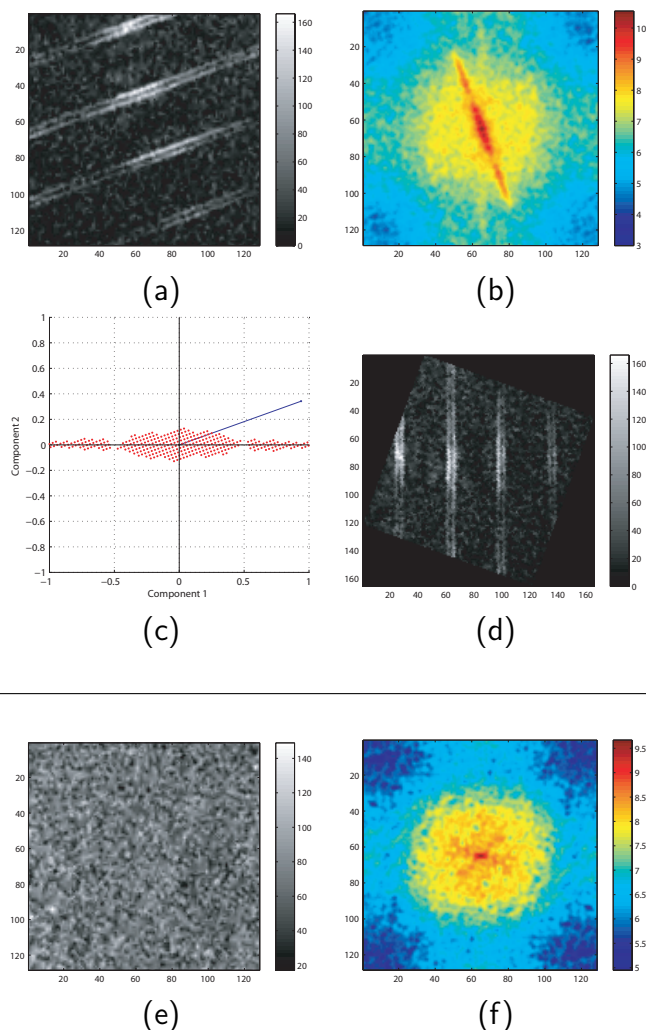


FIGURE 6.5 – Détermination de l'orientation dominante de l'image. (a) : une image texturée orientée; (b) sa transformée de Fourier, on aperçoit clairement une direction privilégiée; (c) les composants ayant servi à l'acp réorientés sur l'abscisse et (d) : l'image résultante; (e) une image texturée où aucune direction n'est privilégiée; (f) sa transformée de Fourier, qui est distribuée de manière isotrope. L'angle moyen n'est pas significatif et n'affecte pas les propriétés de texture de l'image

	Erreur moyenne (en degrés)	Écart-type
Approche proposée	1.2°	1.9°
Approche par transformée de Fourier	7.9°	21.7°

Tableau 6.1 – Comparaison des résultats sur les textures synthétiques entre l'approche proposée et celle dans [Josso *et al.* 2005]

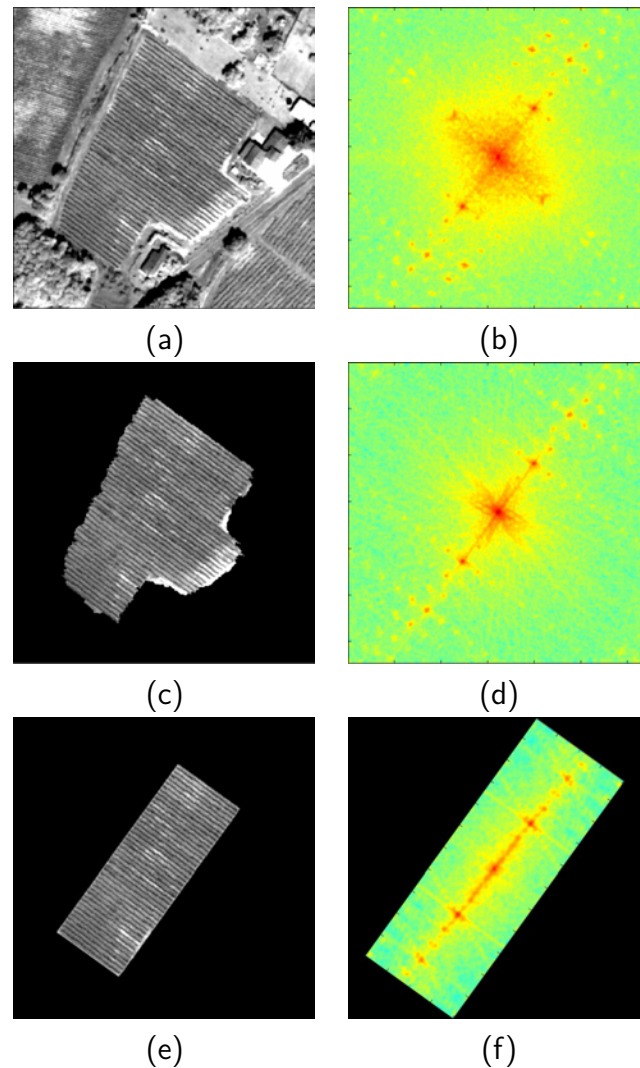


FIGURE 6.6 – **Détermination de l'orientation dominante de l'image.** (a) : une image texturée orientée; (b) sa transformée de Fourier, on aperçoit clairement une direction privilégiée; (c) les composants ayant servi à l'ACP réorientés sur l'abscisse; (d) : l'image résultante; (e) une image texturée où aucune direction n'est privilégiée; (f) sa transformée de Fourier, qui est distribuée de manière isotrope. L'angle moyen n'est pas significatif et n'affecte pas les propriétés de texture de l'image

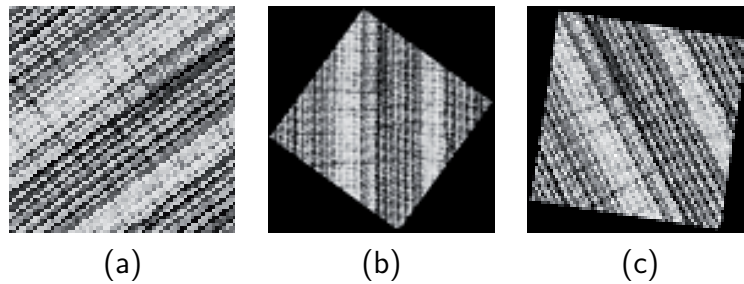


FIGURE 6.7 – **Ré-orientation des objets** (a) : objet original (orientation = 54°) ; (b) : rotation de l'objet selon l'angle estimé par l'approche proposée (54°) ; (c) : rotation de l'objet selon l'angle estimé par l'approche de [Josso *et al.* 2005] (80°)

satellitaires (Bande panchromatique). Cinq classes d'occupation du sol ont été choisies : prairies, sols nus, surfaces boisées, céréales et vignes. Parmi eux, les sols nus, les prairies et les surfaces boisées sont considérés comme isotropes alors que les textures des céréales et des vignes sont anisotropes.

Le taux de bonne classification pour les deux types de textures est de 96,7 % selon l'approche proposée, considérant qu'il est de 82,7 % selon l'approche de [Josso *et al.* 2005]. Sur la figure 6.8, un échantillon de chaque classe d'occupation du sol (première ligne) est représenté avec l'angle estimé par la méthode proposée (deuxième ligne). La valeur moyenne de tous les \mathcal{E}_{max} et leur écart-type moyen pour chaque catégorie sont indiqués sur les troisième et quatrième lignes. La dernière ligne présente les différences moyennes entre les estimations par l'approche proposée et celles fournies par [Josso *et al.* 2005].

À partir de ces exemples, on peut observer que le seuil proposé $\eta \approx 1.82$ tout comme la moyenne et l'écart-type de \mathcal{E}_{max} , distingue correctement les textures anisotropes (vignes, céréales) et isotropes (surfaces boisées, sols nus, prairies). Les différences relatives aux angles estimés par l'approche proposée et celle de [Josso *et al.* 2005] ne sont pas négligeables. Pour certaines erreurs importantes, nous présentons dans la figure 6.9 les images ré-orientées selon l'axe vertical avec les deux angles estimés. À partir de cette figure, il est clair que la précision est plus importante avec la méthode proposée puisque les estimations s'approchent nettement de l'axe vertical.

6.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode pour estimer l'orientation dominante de motifs texturés présents dans une image. La méthode proposée consiste à détecter des textures anisotropes, estimer leur orientation et les redresser selon l'axe vertical.

Cette méthode a été réalisée à partir de décompositions en ondelettes successives pour différentes orientations d'un objet préalablement segmenté. Elle repose sur la recherche de l'orientation de l'objet pour laquelle les coefficients d'une composante hautes

6.4. Conclusion


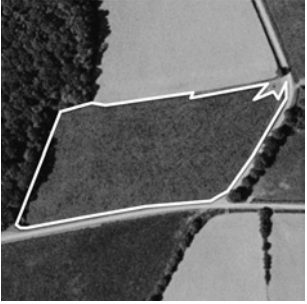

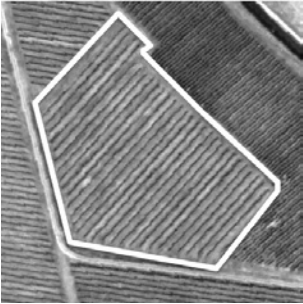
	Exemple		
1	Classe	Sol nu	Prairie
2	Angle estimé	NO	NO
3	Moyenne des \mathcal{E}_{max}	0.76	0.88
4	Moyenne des écart-type des \mathcal{E}_{max}	0.41	0.32
5	Différence	NO	NO
			
1	Forêt	Vigne	Céréale
2	NO	42°	68°
3	1.33	8.69	3.24
4	0.31	2.6	1.22
5	NO	3°	15°

FIGURE 6.8 – **Exemples réels** à partir de photographies aériennes pré-segmentées (en blanc). Ligne 1 : occupation du sol; Ligne 2 : angle estimé avec la méthode proposée (**NO** signifie « non-orienté »); Ligne 3-4 : moyenne et écart-type des \mathcal{E}_{max} ; Ligne 5 : différence moyenne entre les angles estimés par l'approche proposée et celle de [Josso *et al.* 2005]

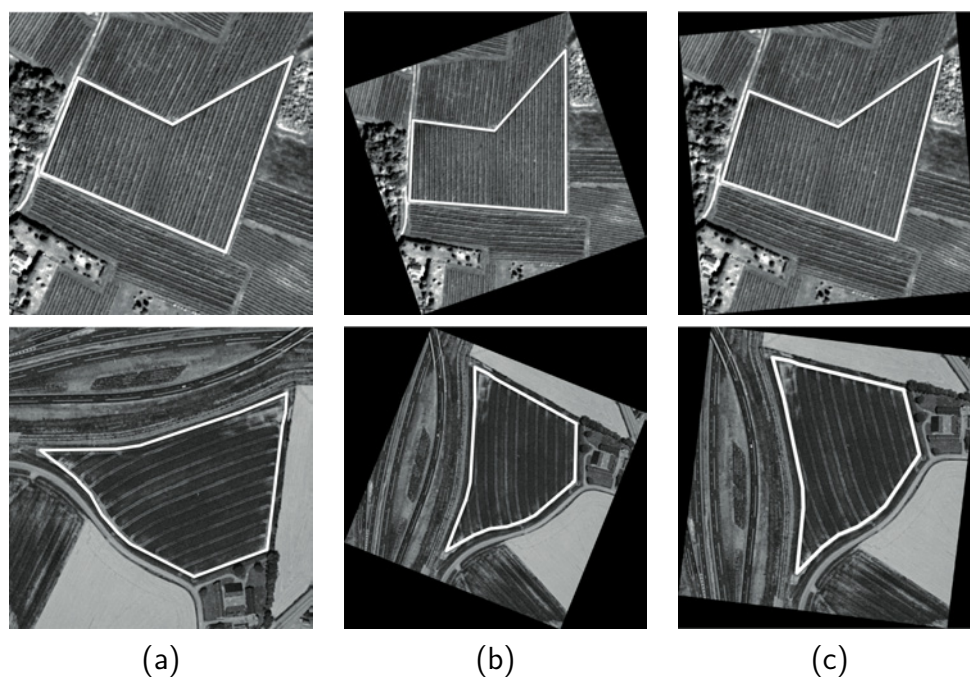


FIGURE 6.9 – Exemple de ré-orientation de parcelles agricoles. (a) images originales ; (b) rotation de (a) selon la méthode proposée ; and (c) rotation de (a) selon la méthode de [Josso *et al.* 2005]

fréquences concentrent le plus d'énergie. La méthode a été optimisée de manière à ce que le nombre de rotations et de décompositions en ondelettes soit considérablement réduit. De plus, l'étude de différents critères nous a permis de définir le plus adapté à la discrimination de textures isotropes et anisotropes.

Cette méthode a été validée sur des textures de Brodatz et sur des images à THRS. De plus, elle a aussi été comparée à une méthode se basant sur une transformée de Fourier. Les résultats ont mis en évidence que l'application de la méthode proposée apporte un gain important en terme de précision par rapport à cette dernière. Cette méthode présente un grand intérêt dans le cadre de l'approche développée ici car elle permet d'assurer l'invariance par rotation lors de la détection des changements.

Classification orientée-objet

Sommaire

7.1	Principes et limites de la classification « orientée-objet »	151
7.2	Méthodologie	153
7.2.1	Segmentation	155
7.2.2	Caractérisation des objets	155
7.2.3	Classification des objets	155
7.2.4	Validation de la classification	156
7.3	Expérimentations et validation	157
7.4	Conclusion	166

Ce chapitre présente une méthode de classification supervisée adaptée aux images texturées telles que les images à THRS. Nous avons proposé, dans le chapitre 5, une méthode de segmentation dont le principe consiste à regrouper, sans connaissance *a priori*, des objets sur-segmentés à partir de graphes d'adjacence. À la différence de cette méthode, nous proposons une approche supervisée dont le but est de classer les objets de l'image en fonction de leur similarité avec des objets choisis lors d'une étape d'apprentissage. Les méthodes supervisées sont fréquemment utilisées par la communauté de télédétection car il est courant d'avoir un *a priori* sur le type d'objet observé.

Cette approche s'apparente ainsi à la classification dite « **orientée-objet** » souvent utilisée dans le traitement d'images à THRS. Cette dernière étant généralement contrainte par des étapes de paramétrage spécifiques de l'image étudiée, l'objectif de ce chapitre est de définir une méthode de classification « orientée-objet » simple à utiliser, facilement transposable, et reposant sur un critère de classification unique. Ce dernier s'appuie sur des mesures de luminance et de texture extraites d'une décomposition en ondelettes.

7.1 Principes et limites de la classification « orientée-objet »

La classification « orientée-objet » peut se décomposer en trois étapes principales [Puissant 2003] (Figure 7.1) : la segmentation, la caractérisation des régions, la classi-

fication, suivies éventuellement d'une quatrième qui est l'agrégation des objets classés précédemment.

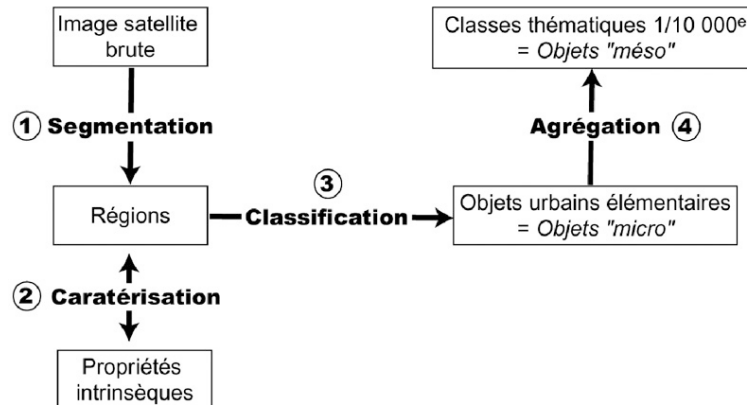


FIGURE 7.1 – Étapes d'une approche « orientée-objet » (dans [Puissant 2003]). l'approche orientée-objet se décline en trois étapes : la segmentation, la caractérisation et la classification, suivies éventuellement d'une étape d'agrégation

La **segmentation** est une étape essentielle car la précision d'une classification augmente sensiblement si les objets géographiques ont été correctement segmentés. La principale difficulté réside dans la représentation d'objets géographiques : ils répondent à des critères d'échelles, de forme et de texture différentes et sont donc difficiles à représenter à un niveau de résolution donné. Dans la majorité des classifications « orientée-objet » la segmentation des objets géographiques repose sur une approche multi-résolutions [Baatz & Schape 2000]. Le principe est de combiner un ensemble de segmentations réalisées à différents niveaux à partir de critères de taille, de forme et de luminance des objets, spécifiques à chaque niveau de segmentation. Les segmentations sont hiérarchisées et permettent ainsi d'effectuer des classifications de régions selon une approche ascendante ou descendante.

La **caractérisation** est réalisée selon la définition des propriétés de chaque objet. Il s'agit en général de mesures qui peuvent être relatives à leur luminance, texture ou forme. Elles doivent être particulièrement bien choisies afin d'être suffisamment significatives pour regrouper des objets correspondants à une même classe et séparer des objets de classes distinctes.

La **classification** consiste à attribuer à chaque objet une classe correspondant à une réalité thématique. Le plus souvent, celle-ci est réalisée selon une approche heuristique sur la base d'une succession d'hypothèses et des règles de classification définies à partir d'échantillons connus [Bolstad & Lillesand 1992].

Ainsi, on peut relever trois limites de la classification « orientée-objet » telle qu'elle est utilisée actuellement : le temps nécessaire pour la mise en place du classificateur [Schiewe *et al.* 2001], le besoin indispensable de connaissances de l'utilisateur

[Caloz & Collet 2001] et la difficile reproductibilité de la classification. Ce type de classification demande une interaction pas-à-pas avec l'utilisateur. Le temps nécessaire pour réaliser une classification « orientée-objet » est beaucoup plus important que pour effectuer une classification « pixel par pixel ». D'une part, dans le cadre d'une segmentation multi-résolution, l'utilisateur doit définir un ensemble de critères (relatifs à l'échelle, la forme, le contenu, ...). D'autre part, le développement de liens sémantiques entre les objets segmentés n'est pas une tâche aisée, la définition des règles de classification conduisant à un résultat correct étant souvent fastidieuse. Par conséquent, la mise en place d'une telle classification nécessite une multitude de paramètres qui sont dépendants les uns des autres. Cela conduit ainsi l'utilisateur à réaliser des ajustements souvent complexes nécessitant des connaissances expertes. De plus, la transition d'appartenance d'un objet d'une classe d'occupation du sol vers une autre définie à partir des propriétés de chaque objet est rarement nette pour les propriétés de chaque objet et ne répond pas obligatoirement à une logique booléenne [Cheng 2002, Schiewe *et al.* 2001]. Dans Benz *et al.* [Benz *et al.* 2004], les auteurs proposent ainsi d'intégrer des logiques floues au système expert. Cependant, la « *fuzzification* » [Civanlar & Trussell 1986], qui consiste à la quantification floue des propriétés des objets, reste une étape délicate. Elle ne peut être rendue automatique et en conséquence demande, une fois de plus, du temps et des connaissances de la part de l'utilisateur. Enfin, la transposabilité d'une classification orientée-objet est difficilement envisageable sans avoir à reprendre tout ou partie des règles de classification. En effet, d'une date à une autre, la réflectance spectrale des objets géographiques peut évoluer. Cela peut être dû à un changement de nature ou d'état des objets considérés, mais aussi à un effet indirect comme la modification de la composition de l'atmosphère, l'heure d'acquisition, l'angle de prise de vue ou encore l'observation par un capteur de différente nature. Aussi, les règles contextuelles peuvent être modifiées d'une zone d'étude à une autre, d'une date à l'autre.

Nous proposons ainsi de développer une approche « orientée-objet » simplifiée répondant à deux objectifs :

1. réduire le temps et les besoins en connaissances d'expert nécessaires à la paramétrisation de la classification des images,
2. développer une méthode suffisamment générique pour assurer aisément sa transposition à des sources de données variées.

7.2 Méthodologie

L'organisation des étapes de traitements est présentée sur la figure 7.2 : l'image est en premier lieu segmentée selon une méthode de détection de contours multi-résolution. La caractérisation des objets est ensuite réalisée à partir d'une décomposition en ondelettes. Les coefficients issus des différentes composantes déterminent les informations relatives à la luminance et à la texture des objets. Aussi, une étape préalable de réorientation des textures selon leur orientation dominante est appliquée afin d'assurer

l'invariance par rotation de l'analyse. Enfin, la dernière étape correspond à une classification supervisée qui est basée sur la fusion de différents critères de ressemblance des objets à partir de la théorie des évidences de Dempster-Shafer.

Ces différentes étapes ont été développées dans les chapitres précédents. Nous les exposons brièvement dans les sections suivantes et invitons le lecteur à revenir aux chapitres précédents pour une présentation plus approfondie de chacune d'entre elles.

7.2.1 Segmentation

L'**étape de segmentation** est sur la base de la méthode détaillée dans le chapitre 5. Nous appliquons ici une segmentation par LPE afin d'obtenir des objets sur-segmentés (cf. section 5.2.2), puis une agrégation des plus petits objets basée sur leur caractéristique de luminance (cf. section 5.2.3.1). Ces objets seront les éléments de base pour la suite des traitements.

7.2.2 Caractérisation des objets

Les objets segmentés sont tout d'abord ré-orientés selon l'orientation dominante de leur texture. Cette opération vise à assurer l'**invariance par rotation** de la texture des objets quelle que soit leur orientation initiale. Dans ce cas, l'invariance repose sur l'hypothèse que deux objets similaires mais ayant une orientation différente sont de même nature (par exemple, deux parcelles agricoles ayant le même semis de culture mais qui ont été ensemencées selon deux orientations différentes appartiennent à la même catégorie d'objets). L'objectif est donc de déterminer l'orientation globale des textures contenues dans les objets avant d'extraire les informations de luminance et de texture nécessaire à leur classification. Cette étape a été détaillée dans le chapitre 6.

Des informations relatives à la luminance et la texture sont ensuite extraites pour chaque objet à partir d'une **décomposition en ondelettes**. Comme cela a été détaillé dans le chapitre 3, les distributions des coefficients provenant des composantes basses et hautes fréquences sont lissées (par une méthode à noyau pour l'information de luminance ou bien par une identification de paramètres liés aux gaussiennes généralisées pour l'information de texture) afin d'être moins sensibles au bruit. Ces distributions caractérisent ainsi chaque objet et sont utilisées dans la prochaine étape de classification.

7.2.3 Classification des objets

Dans le cadre d'une méthode de classification supervisée, il est nécessaire de définir des **échantillons d'apprentissage** représentatifs des classes recherchées.

Chaque objet est alors comparé avec les échantillons d'apprentissage. De manière analogue à la méthode exposée dans le chapitre 5, des **critères de similarité** sont définis pour comparer des caractéristiques de luminance et de texture. La distance de

7.2. Méthodologie

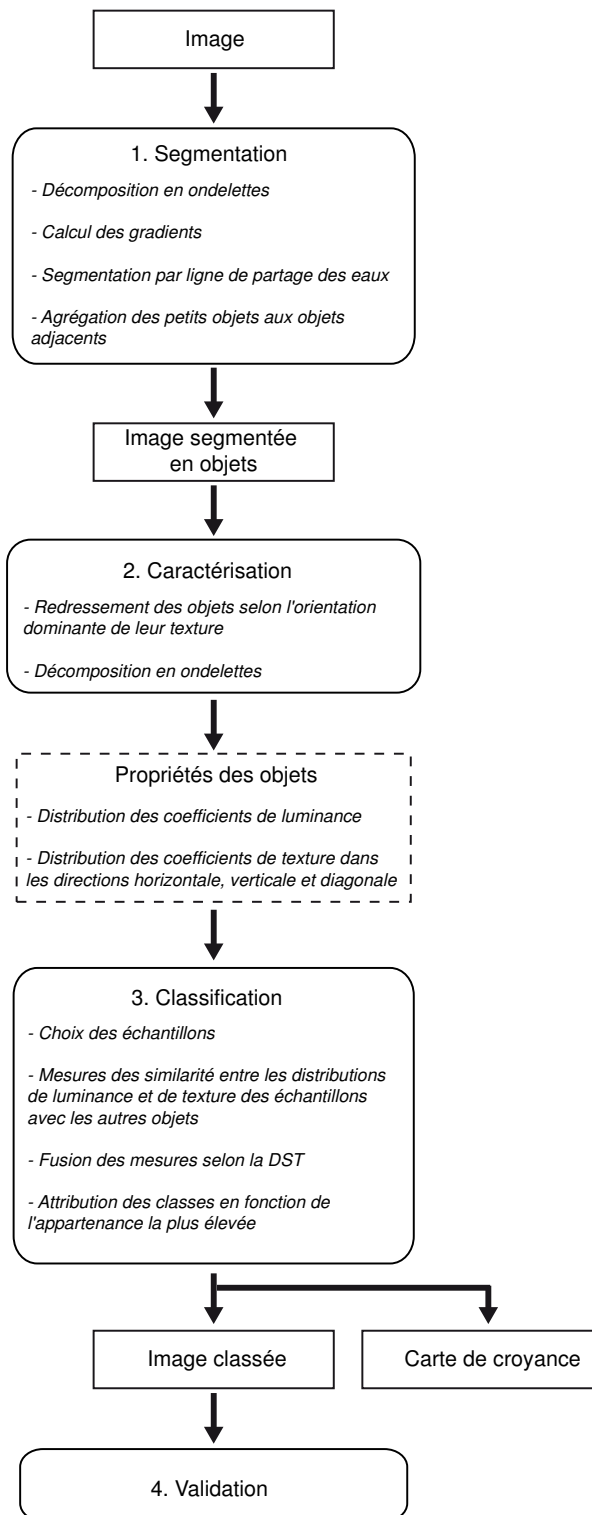


FIGURE 7.2 – Étapes de traitement de la méthode de classification proposée

Tableau 7.1 – Exemple d’une matrice de confusion

		Classes de références				Total
		1	2	i	n	
Classes affectées	1	$m(1, 1)$	$m(1, 2)$	$m(1, i)$	$m(1, n)$	$m(1, +)$
	2	$m(2, 1)$	$m(2, 2)$	$m(2, i)$	$m(2, n)$	$m(2, +)$
	i	$m(i, 1)$	$m(i, 2)$	$m(i, i)$	$m(i, n)$	$m(i, +)$
	n	$m(n, 1)$	$m(n, 2)$	$m(n, i)$	$m(n, n)$	$m(n, +)$
Total		$m(1, +)$	$m(2, +)$	$m(i, +)$	$m(n, +)$	T

Bhattacharyya a été utilisée pour comparer la distribution des coefficients de la composante continue (cf. relation (5.9)) et la version symétrique de la mesure de Kullback-Leibler a été choisie pour comparer les distributions des composantes hautes fréquences (cf. relation (5.10)). Ces critères sont ensuite fusionnés de manière à n’obtenir qu’une valeur unique de similarité entre les objets. Cette approche, réalisée à partir de la **théorie des évidences de Dempster-Shafer**, est présentée dans le chapitre 5. Ainsi, une **carte thématique** est réalisée en attribuant à chaque objet la classe qui présente la plus forte similarité. En dernier lieu, une **carte de croyance** est produite afin de fournir une information supplémentaire utile pour l’interprétation des résultats.

7.2.4 Validation de la classification

Les classifications sont validées à l’aide de données de référence en calculant des matrices de confusion : soit N le nombre de classes, la matrice de confusion est un tableau à double entrée de taille $N \times N$ (Tableau 7.1). En ligne sont représentés les résultats de la classification, les colonnes exprimant les résultats par rapport aux données de référence [Congalton 1991].

À partir de cette matrice, deux types d’erreurs peuvent être identifiées :

- Les **erreurs de commission** qui correspondent à des individus qui ont été affectés à une classe à laquelle ils n’appartiennent pas. Ces erreurs désignent les sur-estimations.
 - Les **erreurs d’omission** qui correspondent aux pixels qui n’ont pas été affectés à la classe à laquelle ils appartiennent. Ces erreurs désignent les sous-estimations
- Ainsi, la matrice de confusion permet de calculer deux indices pour une évaluation globale de la classification :

- La **précision globale** G est le rapport entre le nombre de pixels correctement classés et le nombre total de pixels. Cet indice ne prend en compte que les erreurs d’omission. Foody [Foody 2002] définit une valeur minimale de 85 % de cet indice pour valider la classification. Ainsi, pour une classification automatique S et une carte de validation V composées de i classes, la précision globale s’exprime par :

$$G = \frac{\sum m(i, i)}{T} \quad (7.1)$$

7.3. Expérimentations et validation

où $m(i, i)$ est la somme des pixels pour $S(i) \cap V(i)$ et T la somme des pixels de V .

- L'**indice Kappa** K , proposé par Cohen [Cohen 1960] et appliqué pour la première fois aux images satellitales par Congalton [Congalton *et al.* 1983], est sensible à la fois aux erreurs de commission et d'omission [Caloz & Collet 2001]. Il s'exprime par :

$$K = \frac{T \cdot \sum m(i, i) - \sum [m(i, +) \cdot m(+, i)]}{T^2 - \sum [m(i, +) \cdot m(+, i)]} \quad (7.2)$$

où $m(i, i)$ est la somme des pixels pour $S(i) \cap V(i)$ et T la somme des pixels de V .

Il a pour intérêt de compenser le fait qu'une classification aléatoire entraînerait un certain pourcentage de pixels correctement classés [Lillesand & Kiefer 1987].

7.3 Expérimentations et validation

Afin d'expérimenter la méthode proposée, nous la testons sur les quatre images utilisées dans le chapitre 5. Ainsi, nous vérifions de la même manière les résultats de l'approche proposée à partir de mesures de luminances et de textures et à partir de mesures de textures uniquement.

Échantillonnage. Après avoir réalisé une segmentation par LPE, nous choisissons des échantillons d'apprentissage représentatifs de chaque classe. Les figures 7.3 et 7.4 présentent les échantillons choisis pour les images 1 et 3 et les distributions de leurs coefficients dans les différentes composantes de la transformée d'ondelettes. Dans ces exemples, les objets ont été caractérisés à partir de deux niveaux de décomposition.

En ce qui concerne l'image 1, on remarque que les différentes classes ont la particularité de présenter des luminances très similaires (aux alentours de 60) et elles ne constituent donc pas un facteur discriminant. Si l'on s'intéresse aux composantes hautes fréquences, on remarque que les distributions sont plus « écrasées » dans la direction verticale d'analyse. Cela s'explique par la réalisation au préalable de l'étape de ré-orientation où chaque objet a été redressé verticalement selon son orientation dominante. En conséquence, l'énergie des coefficients contenue dans les composantes verticales est plus importante que celles contenues dans les directions horizontales et verticales. Ainsi, à l'inverse de la classe 1, la classe 2 se caractérise par une forte anisotropie.

Dans le cas de l'image 2, on peut observer que les classes 1 et 5 correspondent à des textures anisotropes. La forme des GGD dans la direction verticale des deux niveaux de décomposition est en conséquence plus « aplatie » que dans les directions horizontales et diagonales.

Les GGD de la classe 2 sont « écrasées » quels que soient la direction et le niveau de décomposition. Cela met en évidence la présence de fortes variations de contrastes représentatives des orientations perpendiculaires de la texture de cette classe.

La particularité de la classe 3 réside dans la différence entre les formes des GGD dans le premier et second niveau de décomposition. Les GGD sont, en effet, plus « écrasées » dans le premier niveau que dans le second niveau de décomposition. Cette classe est caractéristique d'une micro-texture pour laquelle les détails s'observent essentiellement à une échelle fine. Au second niveau de décomposition, la texture est lissée et est représentée par des GGD plus « piquées ».

En ce qui concerne la classe 4, on remarque que ses distributions au premier niveau de décomposition sont proches de celles de la classe 3. Cependant, contrairement à la classe 3, les distributions au second niveau restent « aplaties ».

Classifications. Les résultats des classifications prenant en compte la luminance et la texture des objets sont présentés à la figure 7.5 pour l'image 1 et à la figure 7.7 pour l'image 2. Les résultats présentés en (c) ont été réalisés à partir d'un échantillon par classe (présentés précédemment), alors que les résultats en (d) ont été obtenus à partir de trois échantillons par classe. Rappelons ici que la classe attribuée à chaque objet correspond à celle de l'échantillon d'apprentissage qui partage la valeur de croyance la plus élevée. Les classifications sont visuellement de bonne qualité, chaque classe est correctement représentée et on remarque peu de confusions entre les classes. La classification de l'image 1, limitée à la discrimination de deux textures, est relativement plus aisée puisque l'on remarque peu de différences entre les classifications réalisées à partir des différents échantillonnages. Dans le cas de l'image 2, on obtient de meilleurs résultats lorsque le nombre d'échantillons est plus important. La classification réalisée à partir d'un seul échantillon par classe présente des confusions entre les classes 1 et 4. Les échantillons d'apprentissage qui définissent ces deux classes ont des distributions proches, ce qui explique ces erreurs.

Classifications avec invariance au niveau de gris moyen de l'image. Les classifications réalisées avec une invariance au niveau de gris moyen sont présentées sur les figures 7.6 et 7.8. La qualité des résultats est similaire aux expérimentations précédentes. Ce test confirme ainsi que la classification peut être réalisée sans aucune information de luminance et fournir quand même de bons résultats.

Cartes de croyance. En analysant les cartes de croyance (présentées en (e-f) de chaque figure), on remarque que les valeurs faibles sont souvent associées aux erreurs de classification. De plus, on remarque que les valeurs de croyance sont plus élevées dans les cas des classifications réalisées à partir de trois d'échantillons. Un nombre suffisant d'échantillons permet représenter correctement la texture des différents objets et ainsi d'obtenir des résultats de meilleur qualité.

7.4. Conclusion

Matrices de confusions. Les matrices présentées sur les tableaux 7.2 et 7.3, ont été calculées pour les classifications réalisées à partir de trois échantillons d'apprentissage pour l'ensemble des images. Elles permettent de vérifier statistiquement la qualité des classifications. Dans le cas de l'image 1, les erreurs de commission de classe 2 (1927 pixels) confirment une légère sur-détection par rapport aux erreurs de la classe 1 (450 pixels). Lorsque la méthode est appliquée à l'image 2, les erreurs de commission sont plus homogènes avec respectivement 681 et 858 pixels pour la classe 1 et 2.

Les erreurs par classe sont relativement homogènes pour la classification de l'image 3. Dans le cas de la classification de l'image 4, on vérifie que la classe 4 a été légèrement sur-détectée au détriment des autres classes. En effet, les erreurs de commissions de la classe 4 sont nettement supérieures (> 1000 pixels pour chaque classe) aux erreurs de commission des autres classes. Enfin, quelle que soit l'image étudiée, le nombre de pixels mal classés reste minimal par rapport au nombre de pixels qui constituent chaque classe. En conséquence, les indices G et K calculés à partir des matrices de confusion sont supérieurs à 0.9 ce qui confirme d'excellents résultats.

Tableau 7.2 – **Matrices de confusion des classifications des images 1 et 3 :** (a) classification de l'image 1 ($G = 0.99$ et $K = 0.98$); (b) classification de l'image 3 ($G = 0.98$ et $K = 0.94$)

		Image de référence		
		Classe 1	Classe 2	Total
Image classée	Classe 1	128530	450	128980
	Classe 2	1927	130310	132237
Total		130457	130760	261217

(a)

		Image de référence		
		Classe 1	Classe 2	Total
Image classée	Classe 1	12792	681	13473
	Classe 2	858	130036	130894
Total		13650	130717	144367

(b)

7.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé une méthode de classification « orientée-objet » nécessitant un nombre réduit de paramètres.

L'approche utilisée est basée sur un certain nombre de méthodes développées dans les chapitres précédents. L'image a été segmentée en objets à partir d'une segmentation par LPE (cf. chapitre 5). Ensuite, chaque objet est caractérisé selon sa luminance et sa texture (chapitre ??). Les mesures de luminance et de texture reposent sur la distribution des coefficients des différentes composantes d'une transformée d'ondelettes. Une étape d'apprentissage définit les différentes classes d'objets à retrouver dans l'image. Le processus de classification consiste alors à comparer l'ensemble des objets de l'image avec les échantillons d'apprentissage. Cette étape repose sur un unique critère de similarité : on attribue à chaque objet la classe pour laquelle le critère de similarité avec l'échantillon représentant cette classe est le plus élevé. De manière analogue à la

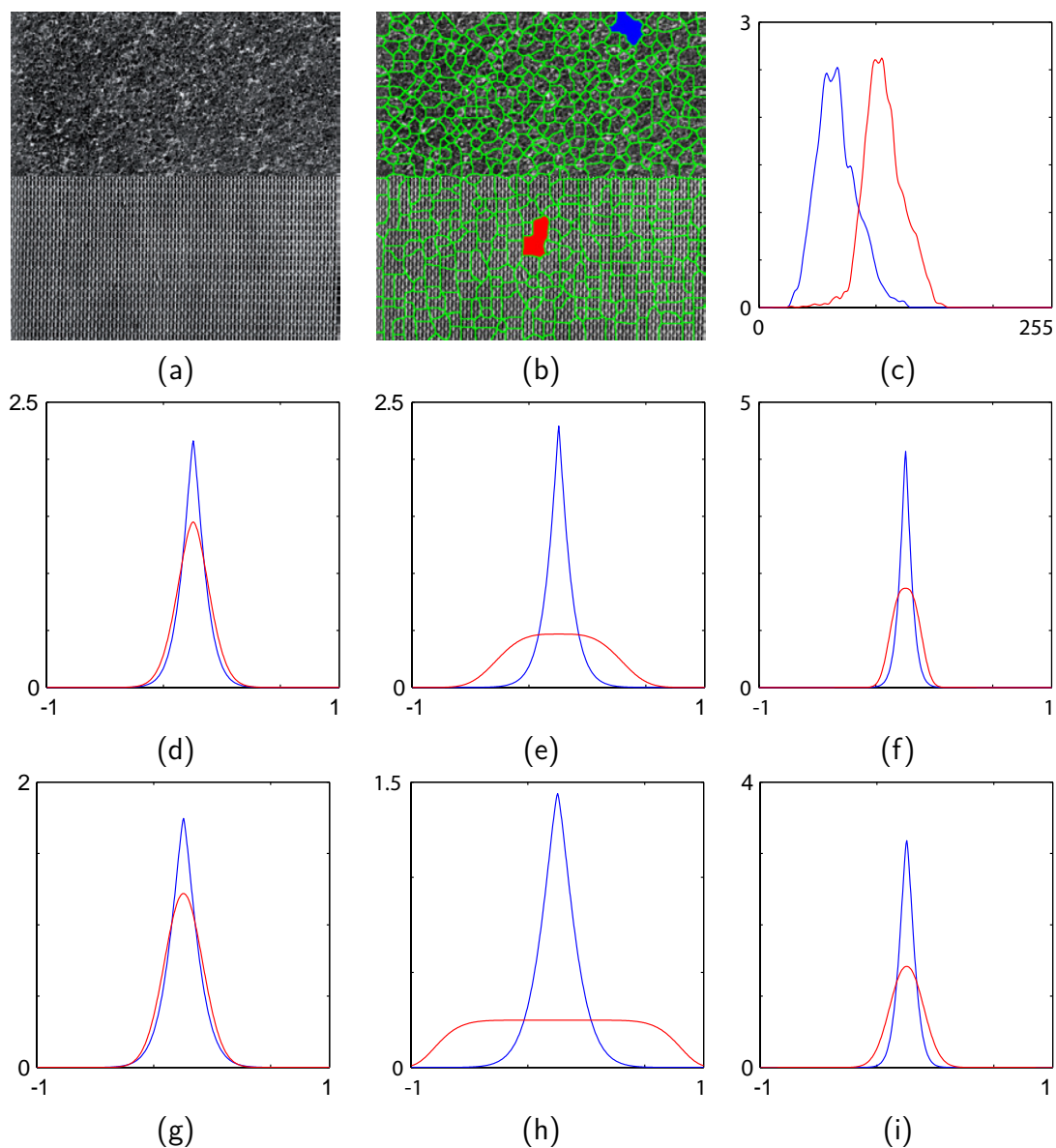


FIGURE 7.3 – Caractérisation des 2 classes de l’image 1 : (a) : image originale ; (b) : image segmentée par LPE. Chaque couleur correspond à l’échantillon d’une classe ; (c) : composante continue ; (d) : composante des détails horizontaux (niveau 1) ; (e) : composante des détails verticaux (niveau 1) ; (f) : composante des détails diagonaux (niveau 1) ; (g) : composante des détails horizontaux (niveau 2) ; (h) : composante des détails verticaux (niveau 2) ; (i) : composante des détails diagonaux (niveau 2)

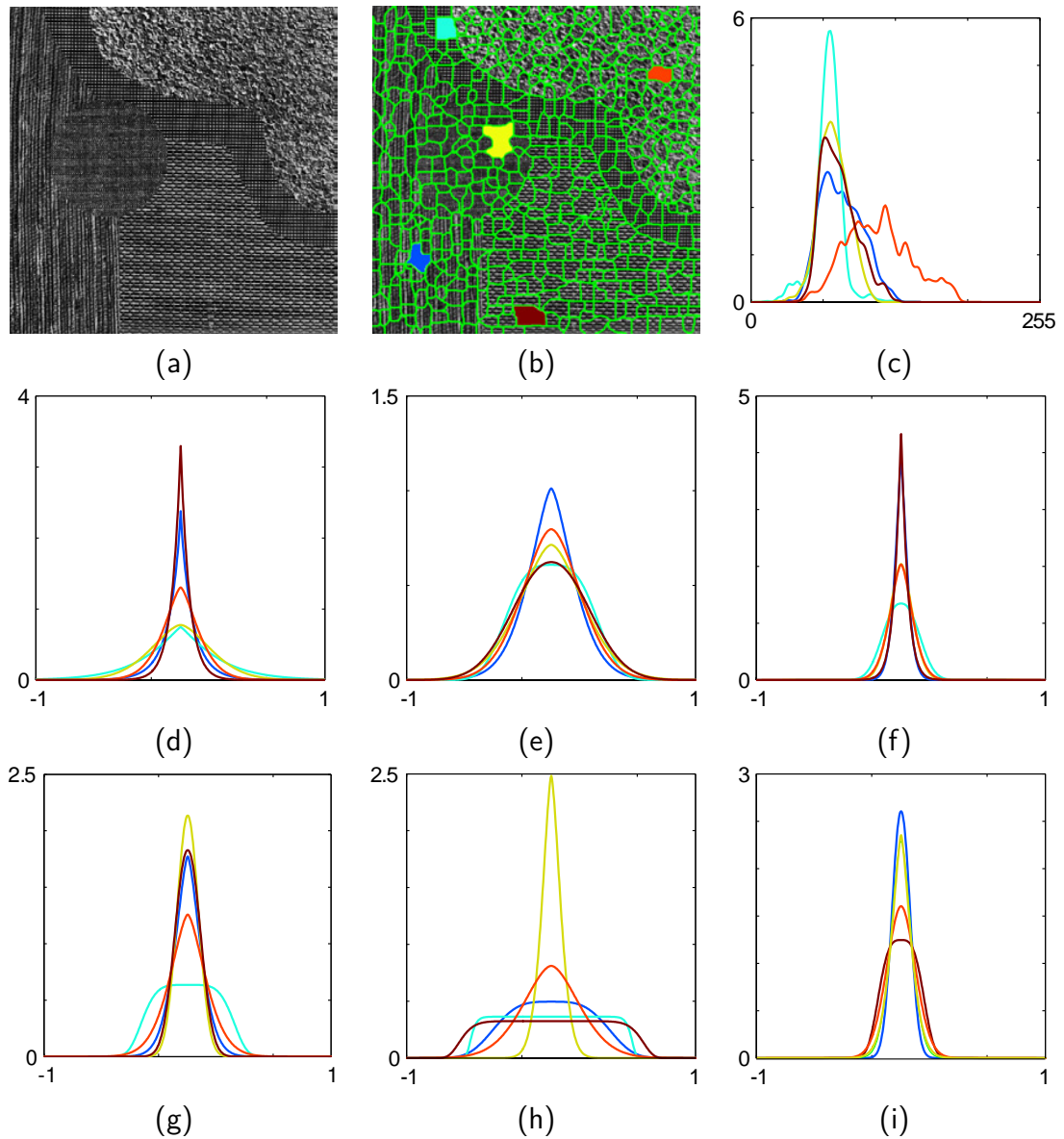


FIGURE 7.4 – **Caractérisation des 5 classes de l’image 3** : (a) : image originale ; (b) : image segmentée par LPE. Chaque couleur correspond à l’échantillon d’une classe ; (c) : composante continue ; (d) : composante des détails horizontaux (niveau 1) ; (e) : composante des détails verticaux (niveau 1) ; (f) : composante des détails diagonaux (niveau 1) ; (g) : composante des détails horizontaux (niveau 2) ; (h) : composante des détails verticaux (niveau 2) ; (i) : composante des détails diagonaux (niveau 2)

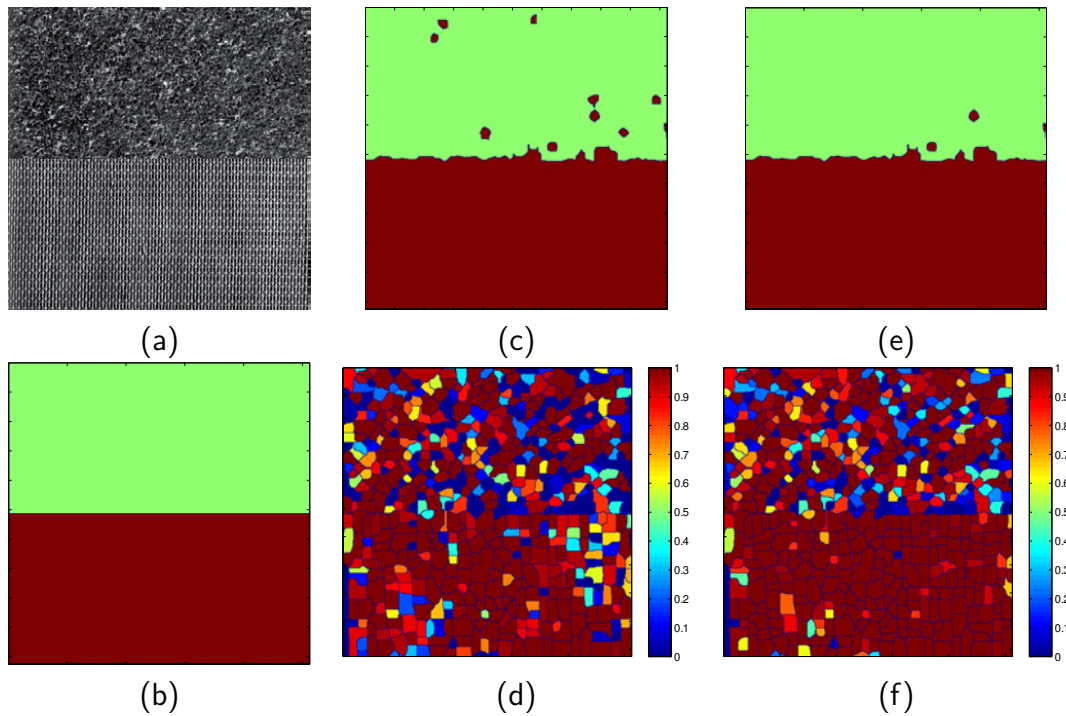


FIGURE 7.5 – Classification de l’image de synthèse 1 : (a) : image originale ; (b) : objets recherchés ; (c) : carte thématique (réalisé à partir d’un échantillon par classe) ; (d) : carte de croyance (réalisée à partir d’un échantillon par classe) ; (e) : carte thématique (réalisée à partir de 3 échantillons par classe) ; (f) : carte de croyance (réalisée à partir de 3 échantillons par classe)

Tableau 7.3 – Matrices de confusion des classifications des images 2 et 4 : (a) classification de l’image 2 ($G = 0.97$ et $K = 0.96$) ; (b) classification de l’image 4 ($G = 0.95$ et $K = 0.94$)

		Image de référence					Total
		Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	
Image classée	Classe 1	55529	27	330	427	36	56349
	Classe 2	249	28417	368	363	111	29508
	Classe 3	533	279	23572	384	239	25007
	Classe 4	1521	2628	1138	67219	2757	75263
	Classe 5	3	70	100	0	70354	70527
Total		57835	31421	25508	68393	73497	256654

(a)

		Image de référence					Total
		Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	
Image classée	Classe 1	55848	37	112	655	382	57034
	Classe 2	267	30724	814	470	124	32399
	Classe 3	1227	96	24680	80	165	26248
	Classe 4	601	657	0	67164	1510	69932
	Classe 5	4	163	54	0	71401	71622
Total		57947	31677	25660	68369	73582	257235

(b)

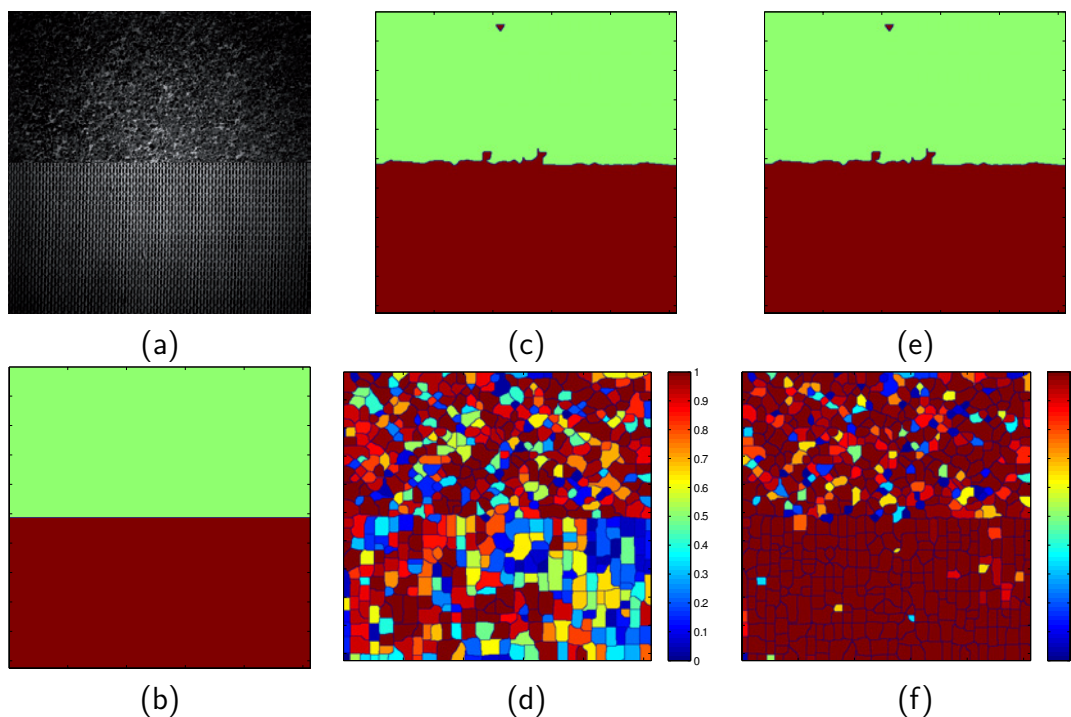


FIGURE 7.6 – Classification de l'image de synthèse 1 avec invariance au niveau de gris moyen : (a) : image originale ; (b) : objets recherchés ; (c) : carte thématique (réalisée à partir d'un échantillon par classe) ; (d) : carte de croyance (réalisée à partir d'un échantillon par classe) ; (e) : carte thématique (réalisée à partir de 3 échantillons par classe) ; (f) : carte de croyance (réalisée à partir de 3 échantillons par classe)

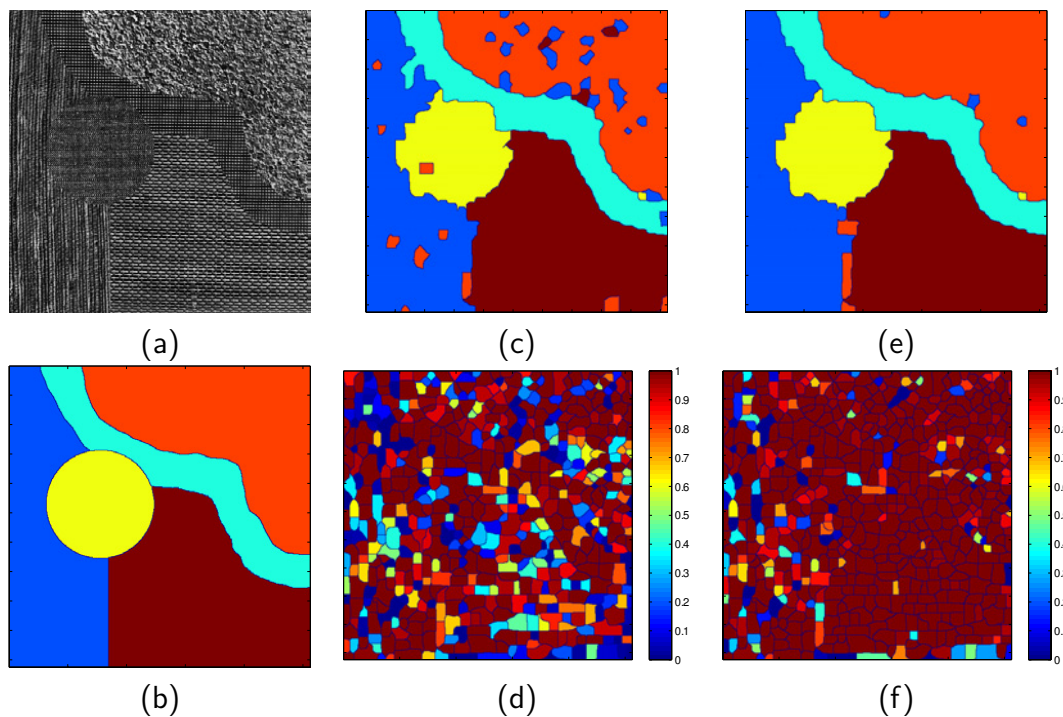


FIGURE 7.7 – **Classification de l’image de synthèse 2** : (a) : image originale ; (b) : objets recherchés ; (c) : carte thématique (réalisé à partir d’un échantillon par classe) ; (d) : carte de croyance (réalisée à partir d’un échantillon par classe) ; (e) : carte thématique (réalisée à partir de 3 échantillons par classe) ; (f) : carte de croyance (réalisée à partir de 3 échantillons par classe)

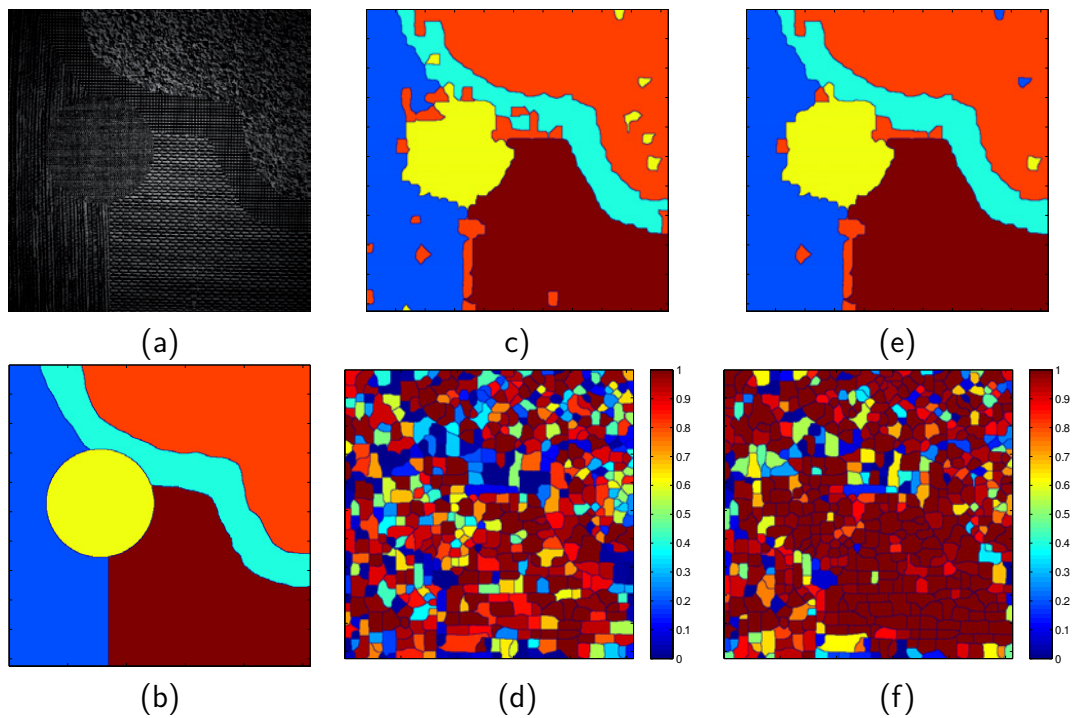


FIGURE 7.8 – Classification de l’image test 2 avec invariance au niveau de gris moyen : (a) : image originale; (b) : objets recherchés; (c) : carte thématique (réalisé à partir d’un échantillon par classe); (d) : carte de croyance (réalisé à partir d’un échantillons par classe); (e) : carte thématique (réalisé à partir de 3 échantillons par classe); (f) : carte de croyance (réalisé à partir de 3 échantillons par classe)

méthode développée dans le chapitre 5, les critères de luminance et de texture sont fusionnés à l'aide de la théorie des évidences de Dempster-Shafer.

Cette méthode a été évaluée sur des images de synthèse à partir d'une approche prenant en compte la luminance et la texture et d'une approche invariante au niveau de gris moyen de l'image. Nous avons validé les résultats à l'aide de matrices de confusion. Les indices de validation ont confirmé les capacités de la méthode à caractériser les différentes classes recherchées avec ou sans la prise en compte de la luminance des objets.

Détection de changement

Sommaire

8.1	Méthodologie	168
8.1.1	Gestion des objets segmentés aux dates t_1 et t_2	168
8.1.2	Vecteur de mesures F_1 et F_2	170
8.1.3	Identification et caractérisation des changements	170
8.1.4	Classification des changements	174
8.1.5	Validation	174
8.2	Expérimentations et validation	176
8.2.1	Données et méthode	177
8.2.2	Création de l'arbre de classification	177
8.2.3	Résultats	181
8.3	Conclusion	181

Dans les chapitres précédents, nous nous sommes intéressés aux traitements appliqués à une seule image. Dans celui-ci, on s'intéresse désormais à la détection de changements à partir d'un couple d'images. Dans le chapitre 1, un état de l'art des méthodes de détection de changements existantes a permis de constater que la majorité des approches effectuent une simple détection binaire des zones de changement et de non-changement. L'objectif de ce chapitre est de proposer une méthode automatique qui permette de caractériser le changement et d'identifier précisément les transitions d'un type d'occupation du sol à un autre.

La méthode de détection, qui s'applique à des images préalablement segmentées en objets, compare ceux qui ont une partie commune sur les images aux deux dates. L'idée développée dans ce chapitre consiste à utiliser les composantes d'une transformée en ondelettes pour extraire des informations relatives à la luminance et à la texture des objets aux deux dates et de les comparer afin d'identifier une ou plusieurs différences caractéristiques d'un type de transition d'un mode d'occupation des sols à un autre. La détection et la caractérisation du changement sont réalisées à partir du calcul d'un vecteur de changement. Celui-ci distingue les changements en fonction de leur intensité et de leur nature. Le changement peut ainsi être abrupt ou subtil, dépendant de la luminance et/ou de la texture des objets. En particulier, les changements de texture se déclinent en fonction de l'isotropie et de l'échelle des objets.

8.1 Méthodologie

Les images sont avant tout pré-traitées radiométriquement (afin que leurs valeurs de luminance soient comparables) et géométriquement (afin qu'elles se superposent précisément). Les images sont ensuite segmentées en objets à l'aide de la technique du chapitre 5, puis chacun de ces objets est réorienté selon son orientation dominante, par la méthode proposée dans le chapitre 6. Ensuite, il convient d'identifier les couples d'objets issus de chacune des images aux deux dates qui doivent être comparées. La gestion des objets issus des segmentations à t_1 et t_2 est exposée dans la section 8.1.1. La section 8.1.2 présente les mesures de luminance et de texture extraites de chaque objet. Pour chaque couple d'objets, ces mesures sont comparées à l'aide de critères puis regroupées dans un vecteur de changement présenté dans la section 8.1.3.

8.1.1 Gestion des objets segmentés aux dates t_1 et t_2

Considérons deux images notées I_1 et I_2 acquises aux dates t_1 et t_2 . Contrairement aux méthodes couramment utilisées, l'identification du changement n'est pas effectuée ici en chaque point de l'image. Dans l'approche « orientée-objet » proposée, les images sont préalablement segmentées de manière indépendante. Comme le présente la figure 8.1.a, I_1 et I_2 sont respectivement composées d'un ensemble d'objets $S_1 = \{s_1^1, s_1^2, \dots, s_1^{H_1}\}$ et $S_2 = \{s_1^1, s_1^2, \dots, s_1^{H_2}\}$ comportant H_1 et H_2 objets.

De manière à comparer les deux segmentations (Figure 8.1.b), il convient de les superposer afin d'obtenir de nouveaux objets correspondant chacun à un état particulier des images X_1 et X_2 . Ils constituent des « **objets multi-temporels** » et définissent un ensemble d'objets $P(X_a, X_b) = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ où $N \geq H_1$ et $N \geq H_2$.

Dans [Bruzzone & Prieto 2000a], les auteurs identifient le changement en calculant un vecteur de mesures F_i^j (Figure 8.1.d) à partir des valeurs des pixels $x_i(m, n)$ où $(m, n) \in p_j$ (Figure 8.1.c).

On observe que les objets multi-temporels sont toujours plus petits que les objets en t_1 et t_2 . Cependant, il est possible que ces objets soient trop petits pour en extraire une information de texture significative. Par exemple, cela peut être dû à d'importants changements d'organisation des territoires entre les deux dates mais aussi à un manque de précision des contours segmentés. Ainsi, contrairement à Bruzzone et Fernandez-Prieto [Bruzzone & Prieto 2000a], nous proposons de réaliser les mesures des objets p_j à partir de l'ensemble des valeurs des pixels contenus dans les objets de S_1 et S_2 qui partagent une surface commune. Par exemple, comme l'illustre la figure 8.2, les mesures de l'objet multi-temporel p_1 sont calculées à partir des valeurs des pixels qui composent s_1^1 pour X_1 et s_2^1 pour X_2 . En conséquence, les mesures correspondent à une caractérisation plus robuste de l'objet p_1 .

Le vecteur de mesure F se décline alors en fonction du nombre dates étudiées. Pour une étude à deux dates, on obtient $F_1 = \{F_1^1, F_1^2, \dots, F_1^{H_1}\}$ et $F_2 =$

8.1. Méthodologie

$\{F_2^1, F_2^2, \dots, F_2^{H_2}\}$. Intéressons-nous, maintenant, à la composition des vecteurs de mesure F_1 et F_2 .

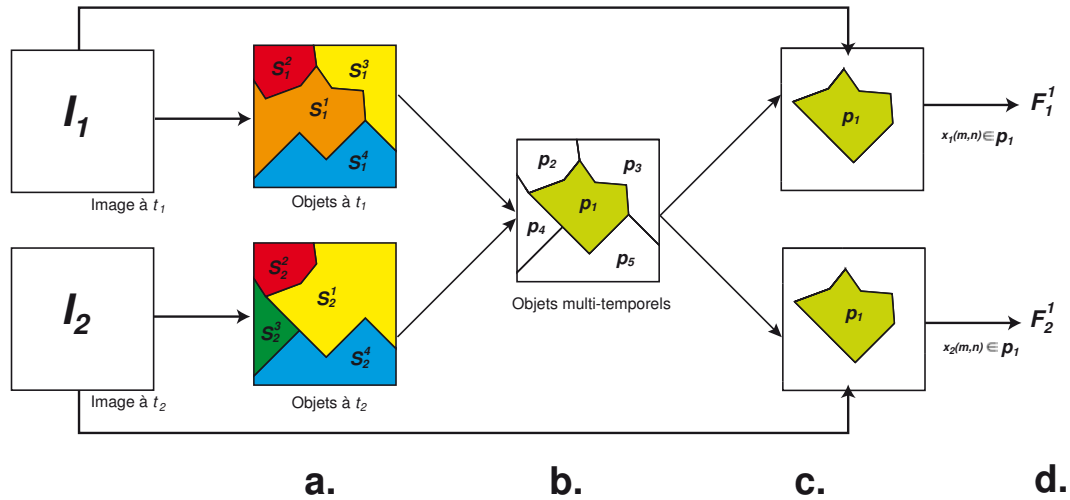


FIGURE 8.1 – Comparaison des objets segmentés en t_1 et t_2 selon [Bruzzone & Prieto 2000a]. Seuls les pixels contenus dans p_1 sont comparés

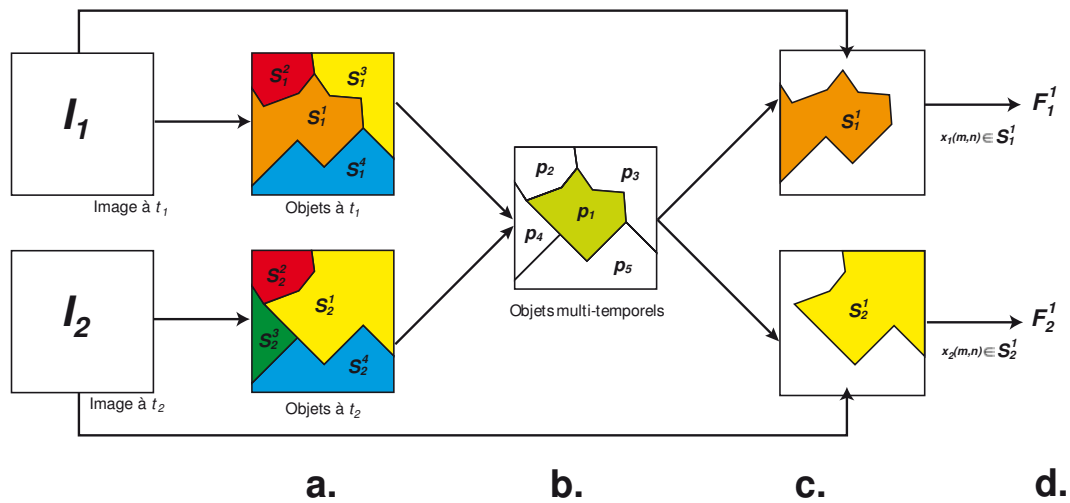


FIGURE 8.2 – Comparaison des objets segmentés en t_1 et t_2 selon notre approche. Les pixels contenus dans s_1^1 et s_2^1 pour identifier le changement correspondant à la zone p_1

8.1.2 Vecteur de mesures F_1 et F_2

Les vecteurs de mesures F_1 et F_2 contiennent à la fois des informations de luminosité et de texture. Afin d'assurer l'invariance des informations de texture, les objets

de S_1 et S_2 sont préalablement redressés à partir de la méthode développée dans le chapitre 6. Ensuite, une décomposition en ondelettes est appliquée à chaque objet et les mesures qui les caractérisent sont définies à partir des coefficients de chaque composante. Ainsi, une décomposition en J niveaux permet d'extraire J composantes dans les directions $Z_z = \{Z_1, Z_2, Z_3\}$ où Z_1 représente la direction horizontale, Z_2 représente la direction verticale et Z_3 la direction diagonale. La composante continue est utilisée comme information de luminance et les composantes hautes fréquences comme information de texture. Afin d'être moins sensible au bruit contenu dans les composantes, les distributions des coefficients de chaque objet sont modélisées à l'aide d'une gaussienne généralisée comme cela a été décrit dans le chapitre 3.

Enfin, nous utilisons la mesure \mathcal{E}_{max} , issue de l'étape de ré-orientation (présentée au chapitre 6), comme mesure d'isotropie de la texture de chaque objet.

Une fois les vecteurs de mesure F_1 et F_2 définis pour l'ensemble des objets S_1 et S_2 , nous pouvons comparer les objets à partir d'un vecteur de changement. Cette étape est décrite dans la partie suivante.

8.1.3 Identification et caractérisation des changements

8.1.3.1 Types de changements

Afin d'identifier les changements comme des transitions d'un état d'occupation du sol à un autre, il est nécessaire de les caractériser précisément. Les informations contenues dans les vecteurs de mesure permettent de distinguer à la fois un **changement de luminance** et un **changement de texture**.

Plus particulièrement, les changements de texture peuvent se décliner en plusieurs catégories. En effet, il est possible d'identifier un changement dans une **direction particulière** (en fonction des directions Z_z d'analyse), pour une **échelle** (en fonction des J niveaux de décomposition) et en fonction de son **isotropie** (en fonction des valeurs de \mathcal{E}_{max} à t_1 et t_2).

Un **changement d'échelle** entre deux textures isotropes peut être identifié à partir des niveaux de décomposition. En effet, les différences entre les distributions des coefficients varient en fonction de l'échelle d'analyse. Pour illustrer ceci, la figure 8.3 montre les distributions des coefficients d'une texture de prairie et de forêt dans deux niveaux de décomposition. On remarque que les différences entre les distributions des coefficients se distinguent plus particulièrement au second niveau. Les distributions de la prairie sont, en effet, plus piquées que celles de la forêt à ce niveau.

De la même manière, un **changement d'isotropie** peut être mis en évidence par de fortes dissimilarités dans la direction verticale de décomposition (étant donné que les objets sont réorientés de manière à ce que leur direction dominante soit sur l'axe vertical). La figure 8.4 présente une comparaison entre les distributions des coefficients d'une prairie (isotrope) et d'un champ de céréales (anisotrope). On observe que les dis-

8.1. Méthodologie

tributions dans la direction verticale du champ de céréales sont beaucoup plus aplaties que celles de la forêt.

Pour mettre en évidence ces différents cas de figure, nous présentons dans les sections suivantes les critères utilisés pour identifier le changement ainsi que le vecteur qui permet de le caractériser.

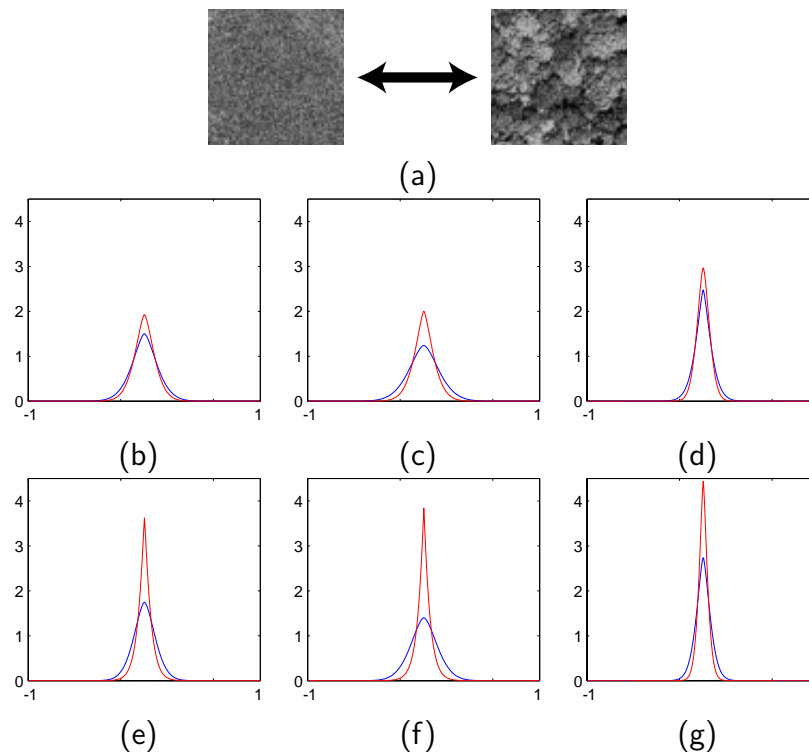


FIGURE 8.3 – **Exemple de changement d'échelle** : (a) comparaison entre une micro-texture (prairie) et une macro-texture (forêt) ; (b) composante de détails horizontaux (niveau 1) ; (c) composante de détails verticaux (niveau 1) ; (d) composante de détails diagonaux (niveau 1) ; (e) composante de détails horizontaux (niveau 2) ; (f) composante de détails verticaux (niveau 2) ; (g) composante de détails diagonaux (niveau 2). Dans le second niveau de décomposition, les distributions de la texture de prairie (en rouge) sont plus piquées que celles de la forêt

8.1.3.2 Critères de changements

Pour mettre en évidence les changements à partir des différentes mesures des vecteurs F_1 et F_2 , on utilise un critère différent pour comparer les distributions des coefficients de luminance et de texture. Dans le cas la luminance, nous utilisons la distance de Bhattacharyya :

$$L(s_1^1, s_2^1) = \left(1 - \int \sqrt{\tilde{p}_1(x)\tilde{p}_2(x)} dx \right), \quad (8.1)$$

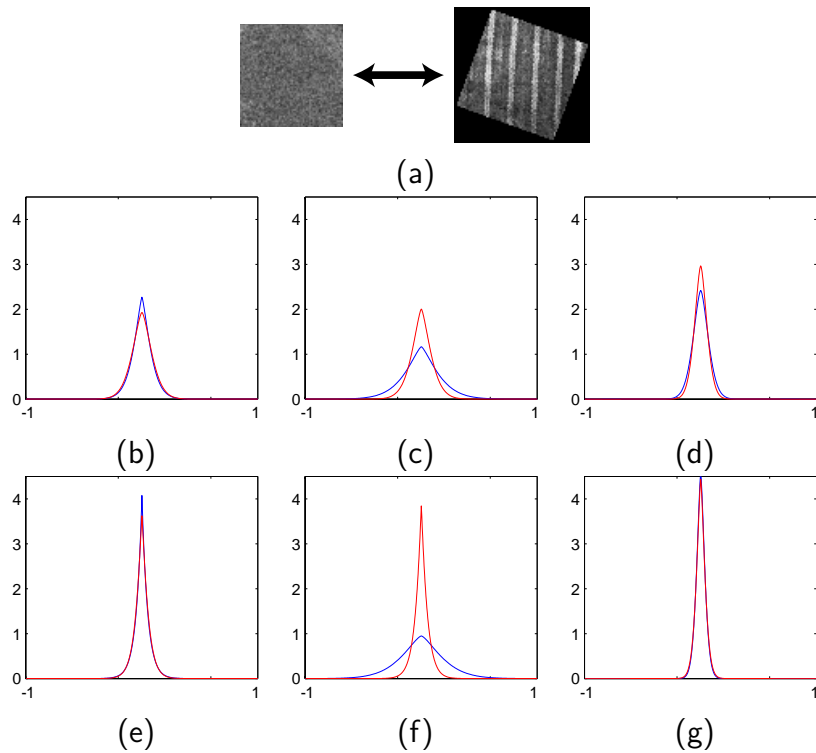


FIGURE 8.4 – **Exemple de changement d’isotropie** : (a) comparaison entre une texture isotrope (prairie) et une anisotrope (céréale); (b) composante de détails horizontaux (niveau 1); (c) composante de détails verticaux (niveau 1); (d) composante de détails diagonaux (niveau 1); (e) composante de détails horizontaux (niveau 2); (f) composante de détails verticaux (niveau 2); (g) composante de détails diagonaux (niveau 2). Dans les composantes de détails verticaux, les distributions de la texture de céréale (en bleu) sont plus aplaties que celles de la prairie

où \tilde{p}_1 et \tilde{p}_2 sont les histogrammes lissés pour les niveaux de gris de l'objet s_1^1 et s_2^1 .

Pour distinguer les changements de texture, nous utilisons la divergence de Kullback-Leibler. Celle-ci est calculée de manière analytique à partir des paramètres α et β des distributions modélisées \tilde{p}_1 et \tilde{p}_2 (cf. chapitre ??) :

$$\begin{aligned} KLD(\tilde{p}_1, \tilde{p}_2) &= KLD(\alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2) \\ &= \log \left(\frac{\beta_1 \alpha_2 \Gamma(1/\beta_2)}{\beta_2 \alpha_1 \Gamma(1/\beta_1)} \right) + \left(\frac{\alpha_2}{\alpha_1} \right)^{\beta_2} \frac{\Gamma((\beta_2 + 1)/\beta_1)}{\Gamma(1/\beta_1)} - \frac{1}{\beta_1}. \end{aligned} \quad (8.2)$$

Contrairement aux chapitres précédents (cf. chapitres 5 et 6), nous n'utilisons pas la version symétrique de la KLD. La KLD se révèle, en effet, particulièrement pratique pour caractériser la « direction » des transitions. Elle permet, par exemple, de distinguer une transition d'une classe A vers une classe B et celle d'une classe B vers une classe A.

8.1.3.3 Vecteur de changement \mathcal{D}

Les critères sont ensuite utilisés pour la réalisation d'un vecteur de changement \mathcal{D} . Pour la comparaison de deux objets s_1^1 et s_2^1 , celui-ci contient :

1. la **distance** $L(s_1^1, s_2^1)$ **relative à la luminance** des deux objets
2. les **valeurs d'isotropie** \mathcal{E}_{max1} et \mathcal{E}_{max2}

En ce qui concerne les valeurs de KLS_{J,Z_z} (où J correspond au niveau de décomposition et $Z_z = \{Z_1, Z_2, Z_3\}$ représente les directions d'analyse), elles sont dérivées en une série d'indices afin de mettre en évidence plus aisément l'intensité des changements ainsi que leur nature (échelle et isotropie) :

3. la **moyenne de l'ensemble des critères** (afin de discriminer un changement abrupt d'un changement subtil)

$$\overline{KLD} = \frac{\sum_{j=1}^J \sum_{z=1}^3 KLD_{j,Z_z}}{3 \cdot J} \quad (8.3)$$

4. le **rapport entre un critère** KLD calculé pour une composante et la somme des critères des composantes restantes (pour mettre en évidence les composantes qui mesurent au mieux les différences entre textures) :

$$ratio_{1,Z_1} = \frac{KLD_{1,Z_1}}{\sum_{j=1}^J \sum_{z=1}^3 KLD_{j,z}} \quad (8.4)$$

5. l'**écart-type des critères entre les différents niveaux d'échelle** pour un même type de direction (horizontal (Z_1), vertical (Z_2) ou diagonal (Z_3)) afin de détecter les changements se produisant seulement dans certains niveaux d'échelle ;

$$Std.Dir_{Z_1} = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (KLD_{j,Z_1} - \overline{KLD}_{J,Z_1})^2} \quad (8.5)$$

$$Std.Dir_{Z_2} = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (KLD_{j,Z_2} - \overline{KLD}_{J,Z_2})^2} \quad (8.6)$$

$$Std.Dir_{Z_3} = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (KLD_{j,Z_3} - \overline{KLD}_{J,Z_3})^2} \quad (8.7)$$

6. l'écart-type des critères d'un même niveau d'échelle dans les trois directions pour détecter les changements qui se produisent seulement dans une direction particulière :

$$Std.Niv_j = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{Z=1}^3 (KLD_{j,Z} - \overline{KLD}_j)^2} \quad (8.8)$$

où j correspond à un niveau de décomposition de la transformée en ondelettes.

8.1.4 Classification des changements

Nous avons choisi d'effectuer la classification des différents types de changements en utilisant des **arbres de classification** qui s'appuient sur le vecteur \mathcal{D} . Les arbres de décision sont des techniques de classification par apprentissage. Le principe est de décomposer le problème de classification en une série de tests conduisant à une partition de l'espace des données en sous-régions homogènes en terme de classes. Les différents tests sont représentés par les noeuds et les feuilles correspondent à une classe majoritaire. Pour plus de détails sur les arbres de décision et leur construction, nous renvoyons le lecteur à [Breiman *et al.* 1984, Friedl & Brodley 1997, Safavian & Landgrebe 1991].

L'intérêt de cette méthode réside dans la logique déductive du modèle de classification créé. Les arbres de classification présentent ainsi l'avantage d'être simples à interpréter, ils permettent d'identifier les variables les plus pertinentes et les seuils permettant de séparer les différentes classes recherchées.

8.1.5 Validation

L'évaluation des changements a été réalisée à partir de deux types de matrices : une **matrice de transition** et une **matrice de changement**.

La **matrice de transition** présente a les mêmes caractéristiques qu'une matrice de confusion [Biging *et al.* 1998, Macleod & Congalton 1998]. Les classes correspondent aux transitions d'une classe en t_1 vers une autre en t_2 . Alors que les dimensions de la matrice de confusion étaient de taille N par N , la matrice de transition peut atteindre

8.1. Méthodologie

une taille de l'ordre de N^2 par N^2 dans le cas où elle représente l'ensemble des combinaisons possibles. Le tableau 8.1 montre un exemple de matrice construite à partir de 3 classes d'occupation du sol.

Tableau 8.1 – Exemple d'une matrice de transition

		Image de référence										
		Pas de changement			Changement						Total	
		AA	BB	CC	AB	AC	BA	BC	CA	CB		
Image classée	Pas de changement	AA	m(AA,AA)	m(AA,BB)	m(AA,CC)	m(AA,AB)	m(AA,AC)	m(AA,BA)	m(AA,BC)	m(AA,CA)	m(AA,CB)	
		BB	m(BB,AA)	m(BB,BB)	m(BB,CC)	m(BB,AB)	m(BB,AC)	m(BB,BA)	m(BB,BC)	m(BB,CA)	m(BB,CB)	
		CC	m(CC,AA)	m(CC,BB)	m(CC,CC)	m(CC,AB)	m(CC,AC)	m(CC,BA)	m(CC,BC)	m(CC,CA)	m(CC,CB)	
	Changement	AB	m(AB,AA)	m(AB,BB)	m(AB,CC)	m(AB,AB)	m(AB,AC)	m(AB,BA)	m(AB,BC)	m(AB,CA)	m(AB,CB)	
		AC	m(AC,AA)	m(AC,AA)	m(AC,CC)	m(AC,AB)	m(AC,AC)	m(AC,BA)	m(AC,BC)	m(AC,CA)	m(AC,CB)	
		BA	m(BA,AA)	m(BA,AA)	m(BA,CC)	m(BA,AB)	m(BA,AC)	m(BA,BA)	m(BA,BC)	m(BA,CA)	m(BA,CB)	
		BC	m(BC,AA)	m(BC,AA)	m(BC,CC)	m(BC,AB)	m(BC,AC)	m(BC,BA)	m(BC,BC)	m(BC,CA)	m(BC,CB)	
		CA	m(CA,AA)	m(CA,AA)	m(CA,CC)	m(CA,AB)	m(CA,AC)	m(CA,BA)	m(CA,BC)	m(CA,CA)	m(CA,CB)	
		CB	m(CB,AA)	m(CB,AA)	m(CB,CC)	m(CB,AB)	m(CB,AC)	m(CB,BA)	m(CB,BC)	m(CB,CA)	m(CB,CB)	
	Total											

La **matrice de changement** évalue la distinction entre le changement et le non-changement (Tableau 8.2). Elle est utilisée dans de nombreuses publications [Bovolo *et al.* 2008, Bovolo 2009, Chen *et al.* 2003, Lunetta *et al.* 2004, Macleod & Congalton 1998]. Cette matrice rapporte quantitativement le changement global entre les deux images. Elle est principalement utilisée lorsque l'on s'intéresse à la détection d'une classe de changement en particulier [Bovolo *et al.* 2008, Bovolo 2009], et peut ainsi sembler limitée si l'on s'intéresse à la caractérisation de plusieurs types de transitions. Pourtant, elle complète l'analyse de la matrice de transition [Macleod & Congalton 1998]. Dans le cas de mauvais résultats, l'analyste peut déterminer si la faible précision est due à la méthode de technique de changement, ou à une erreur de labellisation des classes de transitions, ou les deux. Si la précision de la matrice de changement est significativement plus importante que celle de la matrice de transition, alors il est clair que le changement général est détecté mais la détection des classes du changement reste inexacte. Enfin, si les deux matrices produisent une précision similaire, alors les changements entre images et les types transitions sont détectés.

Échantillonnage. L'échantillonnage des zones de référence est particulièrement critique dans le cadre de la validation de méthodes de détection de changement. En effet, les changements peuvent souvent être considérés comme des phénomènes rares et localisés en certaines zones de l'image. Ainsi, l'utilisation d'un échantillonnage aléatoire

Tableau 8.2 – Exemple d’une matrice de changement

		Image de référence		
		Pas de changement	Changement	Total
Image classée	Pas de changement			
	Changement			
	Total			

des zones de référence peut entraîner une sous-évaluation des classes de changement. Biging *et al.* [Biging *et al.* 1998] présentent un exemple révélateur de ce problème :

« Supposons que l’analyse des changements doive être effectuée sur une scène comprenant un million de pixels. Supposons ensuite que [...] 1 % des pixels (10 000) soient choisis au hasard ou systématiquement au début de l’étude pour servir de sites de référence. Supposons ensuite que 5 % des pixels (50 000) soient sujets au changement dans l’intervalle de temps étudié. Maintenant, posons-nous la question : Combien sur la totalité des 10 000 pixels de référence peut-on s’attendre à voir figurer dans les 50 000 qui ont changé ? Si nous supposons que les changements se produisent au hasard dans le paysage, alors la réponse est 500 pixels. Ainsi, après un prodigieux et coûteux effort pour « bien faire les choses », nous aurions seulement 500 pixels à utiliser dans l’évaluation rigoureuse de nos estimations [...]. Si nous avons seulement 10 classes d’occupation du sol, nous aurions potentiellement 100 classes de transitions, et donc, en moyenne, seulement 5 pixels de référence par classe ! »

Afin d’améliorer la représentativité des résultats, Biging *et al.* [Biging *et al.* 1998] présentent de nombreuses méthodes d’échantillonnage et portent particulièrement leur attention sur l’utilisation d’un échantillonnage disproportionné. Dans le cadre de cette méthode, proposée par [Khorram *et al.* 1999], il ne s’agit plus de se baser sur un échantillonnage aléatoire mais réaliser un échantillonnage disproportionné favorisant la représentativité des classes de changement. Les zones de références sont avant tout définies dans les zones susceptibles d’être affectées par un changement. Cette méthode a l’intérêt de refléter les différentes probabilités de changement et diminue considérablement le taux des erreurs d’omission.

8.2 Expérimentations et validation

Cette partie présente une application du vecteur de changement \mathcal{D} proposé dans la section précédente. Une application de cette technique à la télédétection sera présentée dans la partie suivante. L'objectif poursuivi est de caractériser des transitions d'occupation du sol à partir d'images à THRS. Pour cette expérimentation, nous avons choisi d'appliquer la méthode sur des extraits d'images provenant de photographies aériennes d'une résolution spatiale de 1 m.

8.2.1 Données et méthode

Nous avons isolé cinq types de textures (surface bâtie, prairie, sol nu, forêt et céréale) et nous avons simulé l'ensemble des transitions possibles (soit un total de 25). Ces transitions sont représentatives des différents types changements susceptibles de se produire, tels que les changements de luminance (ex : le passage d'un sol nu à une prairie), les changements d'isotropie (ex : le passage d'une céréale à un sol nu) et les changements d'échelle (ex : passage d'une prairie à une forêt). Pour chaque classe de texture, un ensemble de 20 échantillons est choisi (cf. figure 8.5).

Il est à noter que pour cette application, nous souhaitons uniquement vérifier le pouvoir discriminant du vecteur de changement et qu'aucune étape de segmentation n'est réalisée. L'étape de réorientation des images décrite dans le chapitre 6 a néanmoins été appliquée au préalable à tous les échantillons.

Deux sous-ensembles de 10 échantillons par classe définis aléatoirement sont utilisés séparément afin de reproduire les 25 transitions possibles. Une série de 100 tests par types de transitions est alors réalisée ce qui représente un total de 2500 tests par sous-ensemble.

Nous réalisons ensuite deux applications différentes. La première consiste à élaborer un modèle par arbre de classification à partir du premier sous-ensemble. Dans la seconde application, nous validons le modèle créé en l'appliquant au deuxième sous-ensemble.

8.2.2 Création de l'arbre de classification

En ce qui concerne l'élaboration du modèle réalisé à partir du premier sous-ensemble, deux classifications ont été effectuées. Dans la première classification, les 2500 tests ont été utilisés pour l'élaboration et la validation du modèle alors que pour la seconde classification l'élaboration du modèle est réalisée sur 30 % des tests et validée sur les 70 % restants. La figure 8.6 met en relation les taux d'erreur des 2 classifications avec le nombre de noeuds terminaux de l'arbre. Nous observons que le taux d'erreur de la première classification diminue constamment au fur et à mesure que le nombre de noeuds augmente. En revanche, le taux d'erreur de la seconde classification diminue rapidement puis se stabilise à environ 7 %. L'arbre a alors été limité à 62 noeuds afin de

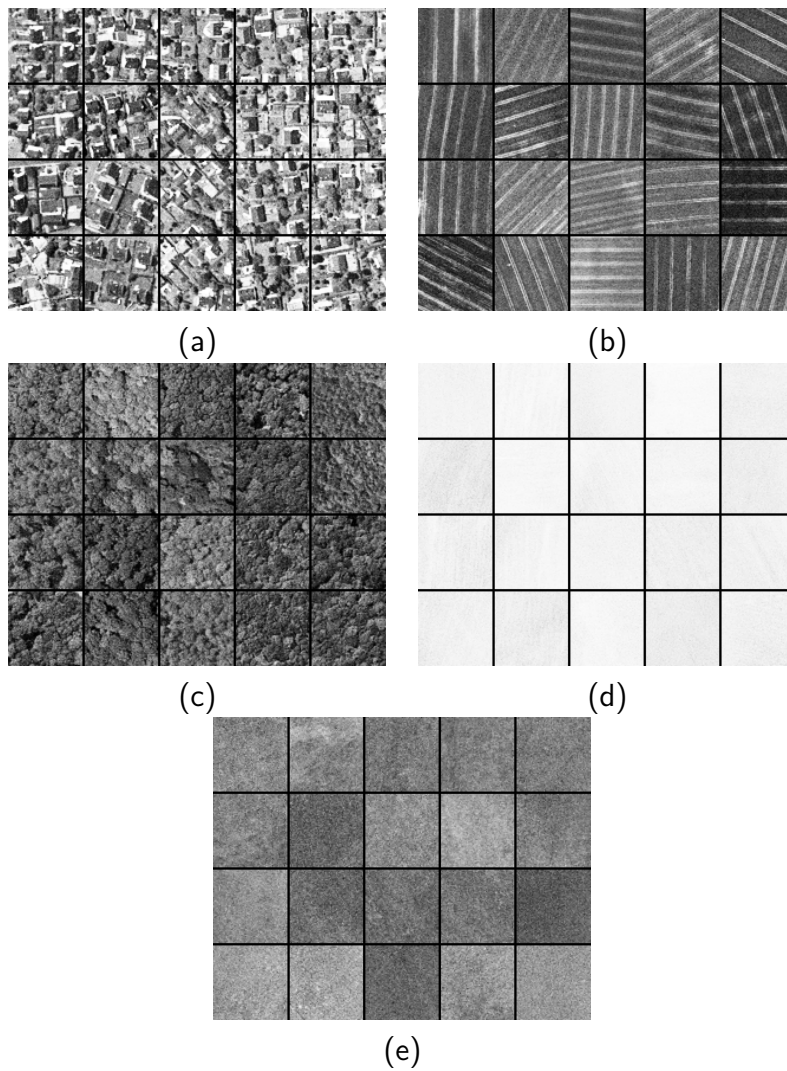


FIGURE 8.5 – Échantillons des 5 types de textures utilisées pour la classification : (a) bâti ; (b) céréale ; (c) forêt ; (d) sol nu ; (e) prairie

8.2. Expérimentations et validation

maintenir une rapidité d'exécution. L'analyse des résultats des 2 classifications montre que ce nombre de noeuds correspond à un bon compromis entre le taux d'erreur et le temps de calcul (Figure 8.6).

Afin d'interpréter le modèle de classification, nous nous intéressons à la formation des premiers noeuds de l'arbre de classification. La figure 8.7 représente les 32 premiers noeuds de l'arbre et met en évidence les indicateurs les plus discriminants pour chaque type de transitions.

Parmi eux, la distance de Bhattacharyya (L) permet de distinguer les changements de luminosité et les changements de texture. Ainsi, la majorité des transitions incluant les échantillons de sol nu ($P \rightarrow N$, $N \rightarrow P$, $C \rightarrow N$, $N \rightarrow F$, ...) sont séparées des autres classes. L'indicateur $std.H$, qui correspond à l'écart-type des dissimilarités entre les différents niveaux d'échelle pour les détails horizontaux, permet notamment de distinguer les changements d'échelle en séparant par exemple les transitions « sol nu \rightarrow forêt » ($N \rightarrow F$) et « sol nu \rightarrow prairie » ($N \rightarrow P$).

Les indices d'isotropie (\mathcal{E}_{max1} , \mathcal{E}_{max2}) ont un rôle prédominant dans cet arbre. Ils permettent particulièrement de renseigner sur la direction du changement ($N \rightarrow B$ et $B \rightarrow N$ ou encore $F \rightarrow N$ et $N \rightarrow F$) et de séparer les transitions incluant les textures de céréales ($\mathcal{E}_{max} \geq 125.8$).

On peut aussi remarquer qu'une erreur moyenne faible (> 2.9), représentée par $M.KLD$, isole certaines classes de non-changement ($F \rightarrow F$, $B \rightarrow B$, $N \rightarrow N$). Enfin, les ratios de dissimilarité calculés par composantes permettent de caractériser plus finement chaque transition. $V1$, $D1$ et $V2$ permettent notamment de discriminer certains changements d'échelles tels que ($P \rightarrow F$, $B \rightarrow N$).

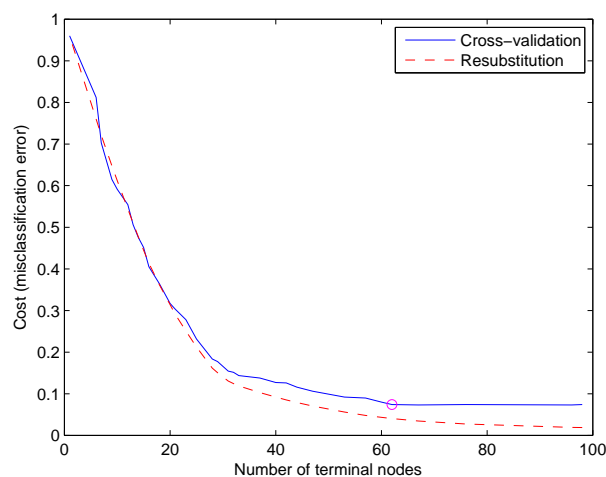


FIGURE 8.6 – Évolution du taux d'erreur de la classification par arbres de décision. En bleu : taux d'erreur de la classification élaborée à partir de l'ensemble des tests ; en rouge, le taux d'erreur de la classification élaborée à partir de 30 % des tests

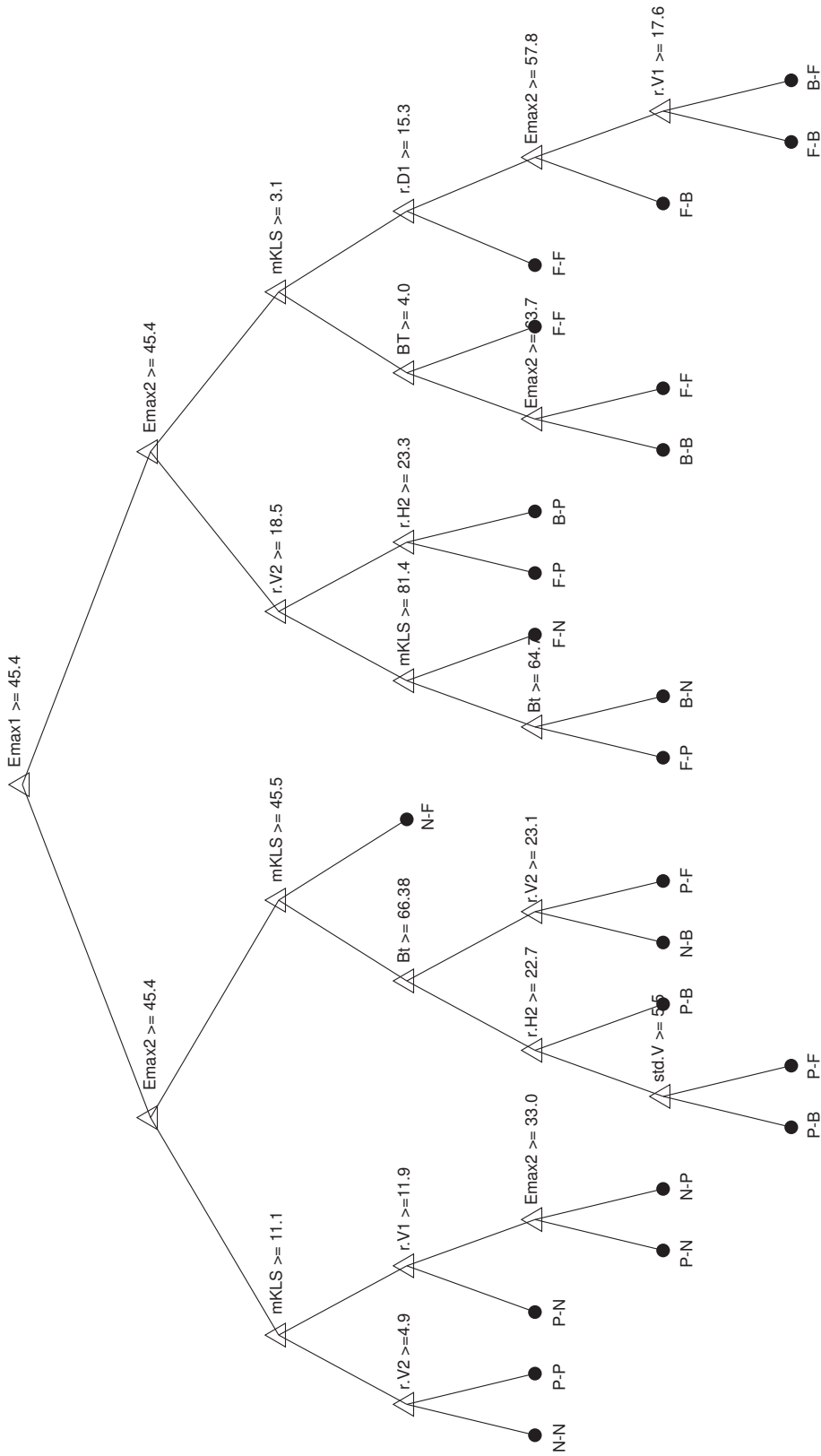


FIGURE 8.7 – Arbre de décision avec 20 noeuds terminaux

8.3. Conclusion

Tableau 8.3 – **Matrice de changement** : $G = 0.97$ et $K = 0.91$

		Images de références		
		Pas de changement	Changement	Total
Images classées	Pas de changement	483	49	532
	Changement	17	1951	1968
	Total	500	2000	2500

8.2.3 Résultats

L'arbre de classification est ensuite appliqué au second sous-ensemble. Nous réalisons une matrice de changement et de transitions pour vérifier les résultats. La matrice de changement présentée au tableau 8.3 montre peu de confusion entre le « Changement » et le « Non-changement ». La classification est ainsi validée avec un indice G de 0.97 et un indice K de 0.91.

À partir de la matrice de transition (Tableau 8.4) qui affiche le taux de bonnes classifications pour les 25 types de transitions, on en déduit que 83 % des transitions ont été correctement détectées ($G = 0.83$) et que l'indice K est de 0.82. On remarque que la majorité des classes sont correctement détectées avec des taux de bonne classification compris dans une fourchette de 70 à 100 %. En effet, parmi les 25 transitions représentées, seules 3 présentent un taux de bonnes détections légèrement inférieur qui varie de 50 à 60 %. Ces transitions concernent plus particulièrement des changements incluant les échantillons de forêt. Ainsi, la classe de non-changement « Forêt→Forêt » ($F \rightarrow F$) est mélangée avec la transition « Batî→Batî » ($B \rightarrow B$), la transition « Forêt→Prairie » ($F \rightarrow P$) est confondue avec les transitions « Céréale→Prairie » ($C \rightarrow P$) et « Forêt→Céréale » ($F \rightarrow C$). Enfin, la classe « Forêt→Céréale » ($F \rightarrow C$) est mêlée avec les classes « Forêt→Batî » ($F \rightarrow B$) et « Batî→Forêt » ($B \rightarrow F$).

8.3 Conclusion

Ce chapitre avait pour objectif de mettre en oeuvre une méthode permettant de détecter et de caractériser automatiquement des changements entre deux images texturées. Cette méthode repose sur la comparaison des textures contenues dans des objets préalablement segmentés, par le biais des différences entre les distributions des coefficients issus d'une décomposition en ondelettes. Une étape préliminaire de ré-orientation des objets permet d'évaluer l'orientation dominante des textures et d'être moins sensible à leur rotation. Le vecteur décrivant le changement est une combinaison des différences entre les distributions à chaque niveau de la décomposition des images. Il permet de détecter automatiquement un changement de luminosité et de texture.

Nous avons validé la mesure du changement en effectuant des classifications par arbres de décision de différents types de changement pouvant apparaître sur des images

Tableau 8.4 – Matrice de transitions : $G = 0.83$ et $K = 0.82$

		Images de référence																								Total	
		Pas de changement					Changements																				
		B/B	NN	P/P	F/F	C/C	B/N	B/P	B/F	B/C	N/B	N/P	N/F	N/C	P/B	P/N	P/F	P/C	F/B	F/N	F/P	F/C	C/B	C/N	C/P		C/F
Images classées	Pas de changement	BB	88	0	0	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	129
	NN	0	83	13	0	0	0	1	0	0	0	4	0	5	0	8	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	119
	P/P	0	7	83	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100
	F/F	12	5	0	51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	68
	C/C	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	1	116
	Changement	BN	0	0	0	0	0	89	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	95
	BP	0	0	0	0	0	1	87	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	90
	BF	0	0	0	1	0	0	0	77	1	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	11	0	0	0	0	104
	BC	0	0	0	0	0	0	0	14	83	10	0	0	1	0	0	0	0	4	0	0	8	0	0	0	0	120
	NB	0	5	0	1	0	10	0	0	0	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	104
	NP	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	73	0	0	0	3	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	79
	NF	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	85
	NC	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	90	0	0	0	1	0	0	0	6	0	0	0	0	0	107
	PB	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	95	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98
	PN	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	84	15	0	0	2	12	0	0	0	0	0	131
	PF	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	74	0	0	0	0	0	0	0	0	0	79
	PC	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	8	99	0	0	0	3	0	0	0	0	0	114
	FB	0	0	0	4	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	72	0	0	12	0	0	0	0	0	92
	FN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	95	0	0	0	0	0	0	0	104
	FP	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0	0	0	0	0	0	75
FC	0	0	0	2	0	0	0	1	6	2	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	60	0	0	0	0	76	
CB	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	95	0	0	0	11	110	
CN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	90	0	0	93	
CP	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0	0	4	99	1	117		
CF	0	0	0	0	0	0	0	1	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	6	0	73	95		
Total	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	2500	

à THRS. La méthode a détecté 97 % des changements effectifs et a distingué 83 % des transitions existantes.

CONCLUSION DE LA DEUXIÈME PARTIE

Cette deuxième partie, méthodologique, a permis d'exposer l'approche développée dans l'objectif de détecter automatiquement des changements d'occupation et d'utilisation du sol à partir d'images de télédétection à THRS qui peuvent présenter des caractéristiques très différentes. La chaîne de traitement mise en oeuvre vise à détecter des changements entre deux images. Elle est basée sur une représentation du contenu des images par les coefficients d'une transformation en ondelettes. Toute la chaîne de prétraitement et de traitement des images à THRS développée ici a été appliquée et validée sur plusieurs types d'images test comprenant des motifs texturés issues de la collection de Brodatz, des extraits de photographies et des images satellitaires à THRS qui sont représentatives de l'hétérogénéité du milieu urbain/périurbain.

L'hétérogénéité des données sources utilisées pour détecter des changements à partir d'images à THRS impose de procéder à une série de prétraitements afin de rendre les données comparables. Les protocoles de prétraitement des images satellitaires étant déjà bien définis par ailleurs, nous avons proposé une approche de prétraitement adaptée aux photographies anciennes qui sont déformées géométriquement et dont la qualité radiométrique varie beaucoup non seulement d'un cliché à l'autre mais aussi au sein d'un même cliché. Ainsi, nous avons développé un outil de correction de l'effet de vignettage basé sur l'utilisation des ondelettes et de l'analyse de textures. Les photographies aériennes sous format numérique sont successivement segmentées, normalisées, lissées par une décomposition en ondelettes. Puis, une fois la fonction de correction estimée, l'image est corrigée des effets de vignettage.

La phase de validation de la méthode sur des images tests a montré que l'effet de vignettage est bien corrigé. En outre, cette méthode présente l'intérêt de permettre de s'affranchir de l'absence d'informations sur le capteur, de support de calibration et de pouvoir s'appliquer à un nombre important de clichés. Les images sont ensuite rectifiées géométriquement en appliquant une correction locale reposant sur une triangulation de Delaunay et sont géoréférencées. Les photographies sont ensuite découpées en tuiles de manière à respecter la délimitation des objets d'occupation du sol, puis leur dynamique est normalisée en fonction de leurs zones de recouvrement avant d'être assemblées en une seule mosaïque. Les mosaïques effectuées pour différentes dates sont alors comparables.

Une fois prétraitées, les images sont analysées en quatre étapes : La première, basée sur une décomposition en ondelettes, consiste à segmenter l'image en régions d'intérêt en créant d'abord un ensemble d'objets sursegmentés par une méthode de ligne de

partage des eaux puis en agrégeant ces objets selon des critères de luminance et de texture. Ces derniers sont fusionnés en utilisant la théorie des évidences de Dempster-Shafer, afin que la prise de décision ne soit effectuée qu'à partir d'un seul critère synthétique. L'intérêt de cette méthode est d'être invariante au niveau de gris moyen de l'image pour segmenter les objets d'intérêt dans l'image à THRS. De plus, le niveau de paramétrage à effectuer par l'opérateur est très limité.

La seconde étape correspond à la détection et à l'estimation de l'orientation dominante des textures de l'image afin de déterminer l'orientation globale des textures contenues dans des objets segmentés et de les redresser selon un même axe. La méthode proposée consiste à détecter des textures anisotropes à partir de décompositions en ondelettes successives, estimer l'orientation de ces textures en recherchant l'orientation de l'objet pour laquelle les coefficients d'une composante hautes fréquences concentrent le plus d'énergie, et à redresser ces textures selon l'axe vertical de l'image. Cette méthode permet d'assurer l'invariance par rotation lors de la détection des changements, et ainsi de ne pas considérer comme un changement d'occupation des sols des changements d'orientation des rangs de cultures ou de labours.

La troisième étape est dédiée à la classification des objets préalablement segmentés. L'approche supervisée proposée classe les objets de l'image en fonction de leur similarité avec une base d'apprentissage. La comparaison repose sur un critère unique de similarité déterminé de manière analogue à la méthode développée au cours de l'étape de segmentation : des critères de luminance et de texture des objets sont extraits des objets et fusionnés à l'aide de la théorie des évidences de Dempster-Shafer. Les indices de précision de la classification appliquée sur les images test, avec ou sans la prise en compte de la luminance des objets, sont supérieurs à 0,9. L'intérêt de cette méthode, qui repose sur un critère de classification unique, est sa simplicité d'utilisation et son niveau élevé de reproductibilité.

Enfin, la quatrième étape est consacrée à la détection de changements entre deux images. L'objectif était de développer une méthode qui permette de caractériser le changement afin d'identifier précisément les transitions d'un type d'occupation du sol à un autre. Le principe de la méthode, qui s'applique à des images préalablement segmentées en objets, est d'utiliser les composantes d'une transformée en ondelettes pour extraire des informations relatives à la luminance et à la texture des objets aux deux dates et de les comparer afin de discriminer les types de transition d'un mode d'occupation des sols à un autre. La détection et la caractérisation du changement sont réalisées à partir du calcul d'un vecteur de changement. Celui-ci permet de détecter automatiquement un changement de luminance et de texture correspondant à des changements d'intensité et de nature variables. L'application de la méthode sur des images test a permis de détecter 97 % des changements effectifs, d'identifier 83 % des transitions s'étant produites d'un mode d'occupation du sol à un autre.

8.3. Conclusion

Au vu des résultats très satisfaisants qui ont été obtenus sur les images tests tant au niveau des étapes de prétraitement que des étapes de traitement, l'approche méthodologique peut être appliquée pour détecter des changements à partir d'images à THRS. Deux stratégies peuvent alors être développées (Figure 8.8) : une fois que les images ont été segmentées en objets (Étape 1) et que la texture de ces objets a été caractérisée afin d'être réorientée (Étape 2), les images peuvent être classées séparément (Étape 3), le changement étant alors déterminé par post-classification ou alors le changement peut être déterminé à partir de la comparaison des deux images en termes de texture et de classification comme cela a été précisé plus haut (Étape 4). Ces deux stratégies seront comparées lors de l'application de la méthodologie sur un secteur périurbain de l'agglomération rennaise présentée dans la troisième partie de cette thèse.

La méthodologie développée ici a fait l'objet de plusieurs publications placées en annexes :

1. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2011. Estimation of the orientation of textured patterns via wavelet analysis. *Pattern Recognition Letters*, 32(2) :190-196.
2. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2010. Segmentation of very high spatial resolution panchromatic images based on wavelets and evidence theory. *Image and Signal Processing for Remote Sensing XVI, Proc. SPIE*, 20-23 September 2010. Toulouse, France, vol. 7830, 1-13.
3. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2009. A measure for change detection in Very High Resolution remote sensing Images based on Texture analysis. *Proceedings of the International Conference on Image Processing, ICIP 2009*, 7-10 November 2009, Cairo, Egypt. IEEE 2009, 1697-1700.
4. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2009. Discrimination de textures dans des images à Très Haute Résolution Spatiale pour l'analyse du changement. *ORASIS '09, Congrès des jeunes chercheurs de vision par ordinateur*, Trégastel, 2009.
5. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2008. Object-oriented approach and texture analysis for change detection in very high resolution images, *IGARSS '08, International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Boston, USA, 2008, 7-11 July 2008, IV - 663-IV - 666.

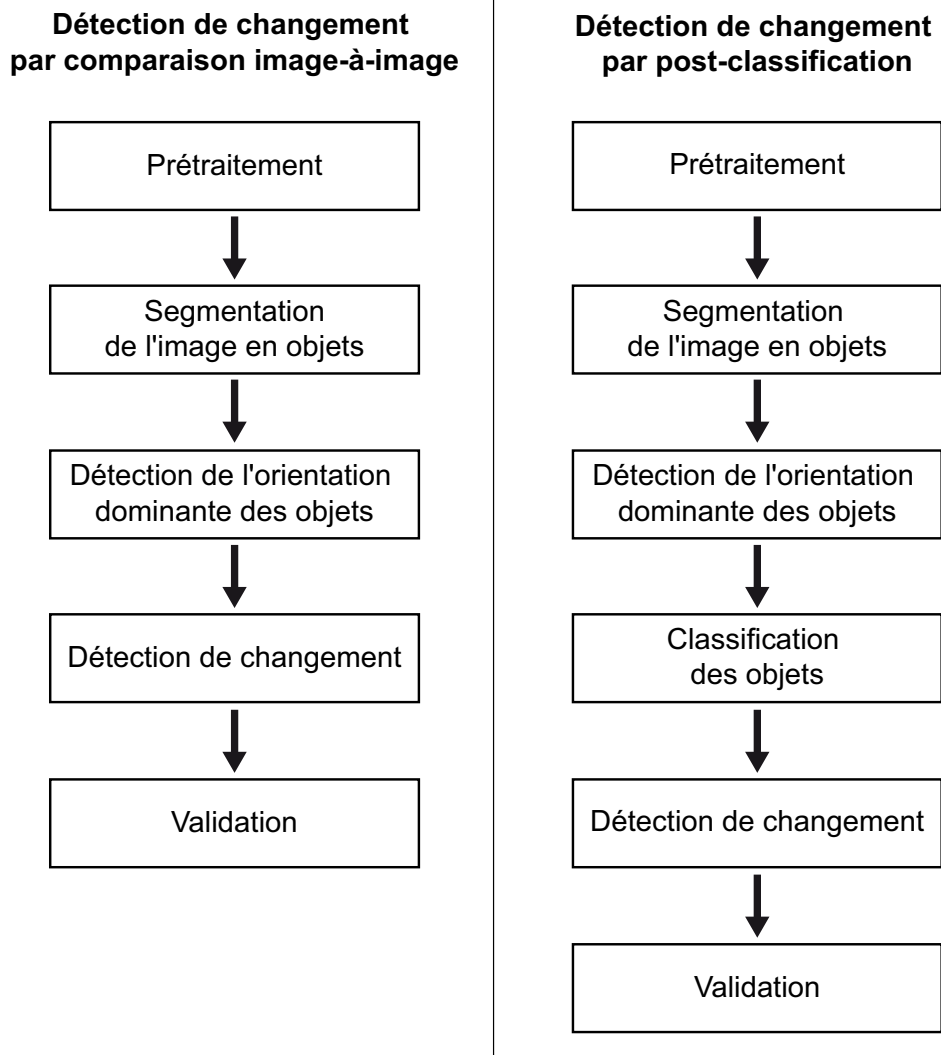


FIGURE 8.8 – Organigramme des traitements des méthodes de détection de changement proposées

Troisième partie

Application à l'étude des changements d'occupation des sols sur la Métropole de Rennes

Introduction

Cette troisième partie expose l'application de la chaîne de prétraitements et de traitements développés dans la partie précédente sur un secteur périurbain de l'agglomération de Rennes, afin de mettre en évidence les changements d'occupation des sols intervenus sur une période de vingt-trois ans.

L'objectif de cette partie est double : sur le plan thématique, il est de détecter les changements en identifiant les conversions et les modifications d'usage des sols qui se sont produites sur une période de vingt-trois ans dans un secteur périurbain, ce qui représente un enjeu important pour les urbanistes et aménageurs. Sur le plan méthodologique, il est d'évaluer la méthode de détection développée en conditions « réelles » sur deux types d'images à THRS, tout en comparant l'approche de classification par date suivie d'une post-classification et l'approche de classification utilisant les deux images en même temps.

En outre, dans cette thèse a pour objectif de développer une méthode de détection de changement générique qui soit aisément reproductible. Ainsi, si l'application centrale choisie pour cette troisième partie est le milieu périurbain, qui est caractérisé par un niveau d'hétérogénéité élevé et qui est soumis à des changements fréquents, la reproductibilité de la méthode est aussi évaluée dans cette partie en s'appuyant sur des exemples d'application de la méthode à d'autres milieux.

Cette partie s'organise de la façon suivante : après avoir présenté les enjeux du suivi détaillé des changements d'occupation des sols sur le site de Rennes Métropole, les images utilisées pour détecter les changements sont décrites avant de détailler l'ensemble des prétraitements et traitements appliqués sur ces images ; les résultats obtenus sont exposés ensuite, d'abord sur la classification de chacune des images prises séparément, puis sur la classification des changements elle-même. Enfin, ces résultats sont discutés en les mettant en perspective à partir de l'exposé de la méthode à un autre milieu dans un paysage viticole, et à une autre application, le suivi de fluides dans le domaine aéronautique.

Les enjeux de la cartographie détaillée des changements d'occupation des sols sur le site de Rennes Métropole

Sommaire

9.1 Rennes Métropole : une forte croissance urbaine	191
9.1.1 Une croissance qui repose sur un dynamisme démographique et économique	191
9.1.2 Une extension urbaine selon un modèle de ville archipel	194
9.1.3 Les changements d'occupation des sols des vingt dernières années	196
9.2 Les enjeux d'un suivi détaillé des changements d'occupation des sols	199

La zone d'étude retenue pour l'application de la méthode de détection de changements est une agglomération de taille moyenne, Rennes, qui a connu une croissance marquée par un phénomène d'étalement urbain très important depuis une quinzaine d'années. Cette forte croissance s'est traduite par des changements importants au niveau de l'occupation des sols et des activités qui ont un impact au niveau environnemental. L'importance des enjeux, notamment en termes de gestion des milieux, explique le besoin d'un suivi détaillé des changements d'occupation des sols de ce milieu périurbain.

9.1 Rennes Métropole : une forte croissance urbaine

9.1.1 Une croissance qui repose sur un dynamisme démographique et économique

La ville de Rennes, située à l'Est de la Bretagne et au centre du département d'Ille-et-Vilaine, compte environ 210 000 habitants intramuros, contre 390 000 pour la

Chapitre 9. Les enjeux de la cartographie détaillée des changements d'occupation des sols sur le site de Rennes Métropole

métropole de Rennes (Rennes et 36 communes périphériques) et 580 000 dans l'aire urbaine de Rennes (141 communes dans lesquelles au moins 40 % de la population résidente a un emploi). Enfin, une zone d'emploi qui recouvre 200 communes, comprend deux tiers de la population du département d'Ille-et-Vilaine et rassemble 70 % de ses emplois (Figure 9.1 et Tableau 9.1). La ville de Rennes occupait en 2006 le 11^{ème} rang du classement des villes françaises en termes de population, Rennes Métropole étant au 13^{ème} rang des EPCI (Établissement public de coopération intercommunale) hors Île-de-France [AUDIAR 2009b]. Ainsi, Rennes a une sphère d'influence qui s'étend bien au-delà de son territoire et joue un rôle de capitale régionale grâce à son attractivité.



FIGURE 9.1 – Aire d'influence de Rennes Métropole (dans [AUDIAR 2009b])

Rennes Métropole enregistre la 5^{ème} plus forte croissance démographique des EPCI

9.1. Rennes Métropole : une forte croissance urbaine

Population	Estimation 01/01/2009	2006	1999	1990
Rennes	212 000	209 613	206 229	197 536
RM hors Rennes	192 000	176 453	158 603	129 038
Rennes Métropole	404 000	386 066	364 832	326 574
Aire urbaine	.	571 754	521 188	463 366

Source : RP 2006, RP 99, RP 90 - INSEE, estimation 2009 Audiar

Tableau 9.1 – Population de Rennes sur la période 1990-2009 (dans [AUDIAR 2009b])

de plus de 250 000 habitants (Figure 9.2) derrière les communautés de Toulouse, Montpellier, Aix-en-Provence (non représentée sur la figure) et Bordeaux [AUDIAR 2009b]. Ce dynamisme démographique est dû à un excédent naturel de 0.72 % par an en moyenne – le plus fort au niveau national après celui de Paris – et un solde migratoire de 0.59 % par an en moyenne – le 6^{ème} des grandes agglomérations françaises. Il illustre la jeunesse de la population et l’attractivité de Rennes Métropole. Les projections démographiques effectuées par l’AUDIAR et l’INSEE montrent que cette croissance démographique devrait continuer au même rythme d’ici 2030 (AUDIAR, 2009b).

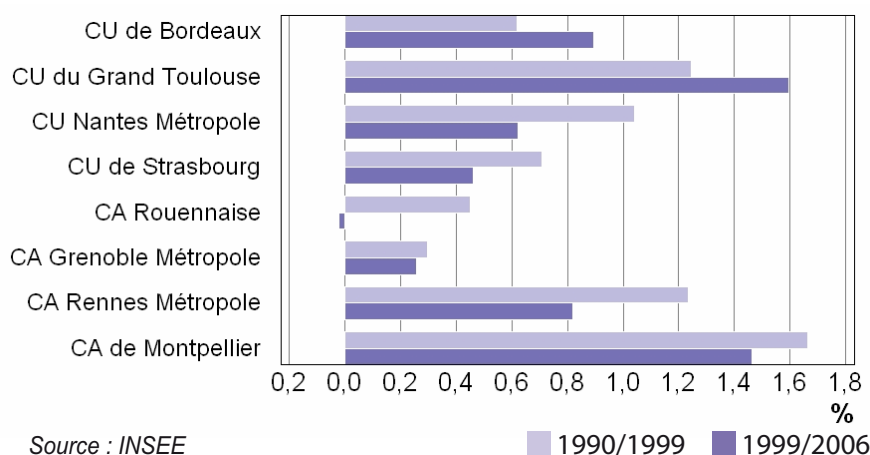


FIGURE 9.2 – Évolution annuelle moyenne de la population des métropoles de plus de 250000 habitants (Hors Paris) (dans [AUDIAR 2009b])

La croissance économique de Rennes est à l’image de sa croissance démographique. Ainsi, la progression annuelle moyenne de l’emploi observée entre 1990 et 1999 (+1.29 %) contre une croissance annuelle moyenne de la population recensée à +1.31 % pour la même période, s’est poursuivie depuis (Figure 9.3). Avec plus de 295 000 emplois en 2008, Rennes se situe à la 15^{ème} place des 348 zones d’emploi en France. En

termes de croissance, elle se classe au 24^{ème} rang, avec une augmentation de +1.7 % par an [AUDIAR 2009a].

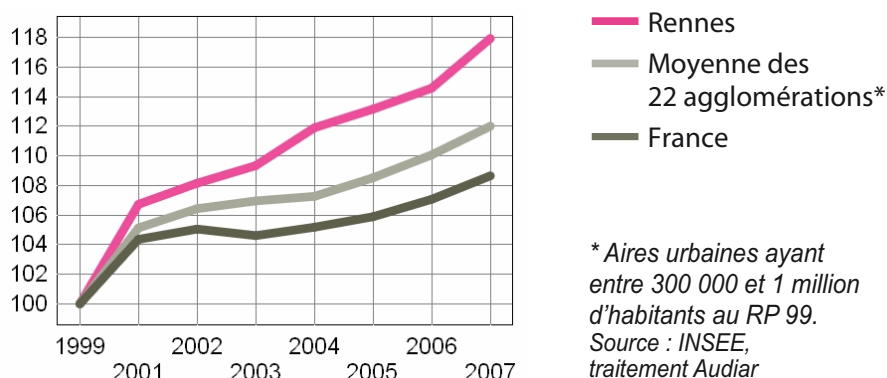


FIGURE 9.3 – Évolution de l'emploi salarié de la zone d'emploi de Rennes entre 1999 et 2007 (base 100 au 31/12/1999) (dans [AUDIAR 2009b])

La croissance actuelle repose sur un tissu économique diversifié, qui rassemble de nombreuses activités orientées vers le secteur tertiaire et l'industrie : le secteur tertiaire domine (65 % des effectifs de la zone d'emploi de Rennes en 2007) et est en forte progression (+ 27 % depuis les années 1990) ; le secteur industriel (16 % de l'emploi salarié en 2007) est orienté majoritairement vers l'industrie automobile, l'industrie agro-alimentaire, et les industries électroniques et de télécommunication ; les activités de commerce et de construction représentent respectivement 16 % et 7 % de l'emploi salarié contre 1 % seulement pour l'agriculture. Le développement de la métropole rennaise s'appuie aussi sur un réseau d'enseignement et de recherche bien structuré (deux universités, près de 60 000 étudiants, environ 4 000 chercheurs).

9.1.2 Une extension urbaine selon un modèle de ville archipel

L'augmentation de la population et des activités se traduit par une extension urbaine qui s'est effectuée selon un modèle de ville archipel.

Contrairement à de nombreuses villes, le phénomène de périurbanisation a été très contraint à Rennes par la politique de planification urbaine dès les années soixante, ce qui a permis de contenir l'étalement de la ville, délimitée par une rocade et enserrée par une ceinture verte. Ainsi, dès 1967 Henri Fréville, le maire de la ville, est à l'origine de la création d'une Communauté de Communes. Le District Urbain de l'Agglomération Rennaise et l'Agence d'Urbanisme et de développement Intercommunal de l'Agglomération Rennaise, créés respectivement en 1970 et en 1972, élaborent les documents d'urbanisme du District, en concertation avec de nombreux partenaires.

L'urbanisation du territoire s'est effectuée en suivant trois Schémas Directeur

9.1. Rennes Métropole : une forte croissance urbaine

d'Aménagement Urbain (SDAU) puis un Schéma de Cohérence Territoriale (SCoT) du Pays de Rennes :

- Le premier SDAU de 1974, qui concernait Rennes la ville centre plus 28 communes de sa périphérie immédiate prévoyait à l'horizon 2010 un développement de la ville selon un schéma linéaire selon un axe Nord-Est/Sud-Ouest qui suivait le schéma de transports en commun, en créant des villes nouvelles dans le prolongement de la ville-centre. Ce SDAU a été mis en révision par la municipalité suivante en 1977 dirigée par Edmond Hervé, qui, opposée à la création de villes nouvelles, préférait renforcer les villes existantes autour de la ville-centre.
- Le SDAU de 1983 a abandonné le schéma de périurbanisation pour adopter un schéma de développement radio-centrique qui privilégie une croissance de toutes les communes du district en contrôlant la croissance de la ville centre à travers la mise en oeuvre d'une ceinture verte, non seulement autour de la ville centre, mais aussi autour des villes satellites existantes sur lesquelles l'urbanisation se concentre alors. L'objectif clairement affiché est d'éviter le phénomène des banlieues en contrôlant la consommation des terres agricoles, en interdisant le mitage et en augmentant la densité des zones bâties [AUDIAR 1993]. Ce deuxième SDAU a aussi été mis en révision face à l'étalement urbain qui s'est accéléré dans les années 80, de nombreux lotissements de maisons individuelles ayant vu le jour autour des villes satellites de Rennes.
- Le SDAU de 1994 renforce le SDAU de 1983 autour du concept d'une ville centre concentrée, en favorisant une extension urbaine radio-concentrique autour des villes périphériques. Pour cela, il prévoit de structurer l'urbanisation future sur les villes périphériques préexistantes et plus particulièrement sur certaines d'entre elles appelées « pôles d'appui » qui concentrent les équipements et services d'intérêt intercommunal [AUDIAR 1993]. Afin d'éviter l'étalement urbain, ce plan prévoit d'augmenter la densité du bâti et de préserver une campagne bocagère et des espaces agricoles le long des routes afin d'éviter les continuités urbaines. Ainsi, sans compter les milieux « naturels » déjà protégés, les espaces « naturels » et agricoles ne sont plus urbanisables et sont désormais destinés à des usages agricoles ou de loisirs. À partir de ce plan, les espaces « naturels » sont alors destinés à séparer les villes satellites les unes des autres et à constituer des connections biologiques.
- Le SCoT de 2007 part du constat que l'opposition centre-périphérie entre Rennes et le reste du territoire n'a plus lieu d'être, et que le territoire de Rennes Métropole est trop étroit pour un plan d'urbanisme intercommunal. C'est à l'échelle de l'aire urbaine de Rennes au minimum que le projet d'aménagement et de préservation du territoire doit être mené, en concertation avec les communes qui composent ce territoire. Le SCoT met en évidence les espaces menacés par l'urbanisation, les POS (Plan d'Occupation des Sols) les communes permettant un doublement des surfaces urbanisées.

Ainsi, contrainte par ses plans d'urbanisme successifs, Rennes métropole a connu un

mode de croissance naturelle le long des radiales et à partir des autoroutes ou rocades. Le schéma d'organisation territorial actuel est basé sur une alternance ville/campagne avec un noyau urbain central et des noyaux urbains secondaires qui l'entourent, ces noyaux étant séparés par une « ceinture verte » principale (entre Rennes et les villes satellite) et des « ceintures vertes » secondaires (entre les villes satellite elles-mêmes) afin d'éviter le développement de banlieues. Ces ceintures vertes qui sont censées séparer ville et campagne, sont se sont maintenues depuis une vingtaine d'années. Toutefois, au regard de l'étendue actuelle de l'urbanisation sur le territoire de la métropole (bâti et infrastructures associées), la réalité de la ceinture verte est remise en cause : on observe aujourd'hui davantage d'une alternance entre espaces bâtis et non bâtis, séparés par des coupures vertes. Ce schéma d'organisation répond au modèle de ville-archipel.

9.1.3 Les changements d'occupation des sols des vingt dernières années

Cette croissance urbaine a entraîné de profonds changements dans l'espace périurbain, qui a été affecté par des mutations brusques d'usage des sols (passage de terres cultivées à des surfaces artificialisées), mais aussi par des modifications des surfaces qui ont conservé leur mode d'occupation des sols (changement de gestion des terres agricoles par exemple). L'extension urbaine récente a été mise en évidence sur l'ensemble de la métropole rennaise à partir d'images satellitales à haute résolution spatiale dans le cadre du programme de recherche ECORURB [Aguejdad 2009, Aguejdad *et al.* 2006]. L'évolution de l'occupation des sols a été cartographiée à partir du traitement de cinq scènes satellitales à haute résolution spatiale (Quatre scènes Landsat et une scène IRS-LISS), réparties régulièrement tous les cinq ans de 1984 à 2005. L'objectif recherché était de montrer l'extension urbaine, tout en déterminant les grandes catégories d'occupation des sols au détriment desquelles elle s'était produite.

Sur un plan méthodologique, les images ont été classées selon une approche orientée-objet avec le logiciel *eCognition*. La méthodologie rapportée ici a été décrite dans [Aguejdad 2009]. Les images ont été segmentées en objets homogènes à deux niveaux hiérarchiquement emboîtés (Niveaux 1 plus grossier et niveau 2 plus fin). Ensuite les images segmentées ont été classées différemment à chaque niveau de segmentation : les objets de l'image segmentée au niveau 1 ont été affectés de façon supervisée par une classification « au plus proche voisin » (*Nearest Neighbour*) selon une nomenclature en deux classes (« Tache urbaine » et « Non tache urbaine »). Une fois évalués, les résultats de cette classification ont été et améliorés par des corrections effectuées par photointerprétation assistée par ordinateur à partir de données de référence. Une fois validés, les résultats de ce premier niveau de classification ont été utilisés comme donnée d'entrée pour définir les règles de classification des objets de l'image segmentée au niveau 2 selon une nomenclature en 8 classes (surfaces bâties ; surfaces boisées « en ville » ; espaces verts non boisés « en ville » ; surfaces en eau « en ville » ; cultures « hors ville » ; prairies « hors ville » ; surfaces boisées « hors ville » ; surfaces en eau

« en ville »). Les objets du niveau 2 ont été classés à partir de paramètres dérivés des valeurs spectrales (les critères de texture, taille, forme et de relations de voisinage, non discriminants, n'ont pas été retenus). Les objets du niveau 2 ont été reclassés avec une classification supervisée basée sur la logique floue et utilisant des fonctions d'appartenance déterminées à partir d'une connaissance expert. Les résultats de la classification des objets de niveau 2 ont été évalués et améliorés par des corrections effectuées par photo-interprétation assistée par ordinateur à partir des données de référence. Les cinq classifications (une pour chaque date) ont été validées à l'aide des données de référence. Enfin, une postclassification a été effectuée sur les images classées à l'aide d'un SIG afin d'extraire les informations relatives aux changements intervenus d'une classe d'occupation du sol à une autre. L'évaluation des résultats des classifications finales a montré une très bonne précision, avec un indice de Kappa moyen de 97 %, variant, selon les classes, cet indice prenant en compte les sous-estimations et les surestimations.

Cette méthode a permis de mettre en évidence l'évolution de la tache urbaine sur l'ensemble d'une métropole, avec une précision d'un hectare environ, et cela sur deux décennies (Figure 9.4). Ainsi les résultats ont mis en évidence que l'artificialisation des terres a été très marquée au cours de ces vingt dernières années, la tache urbaine ayant progressé d'environ 67 % de 1984 à 2005, soit une moyenne de 190 ha par an, ou un peu plus d'un 1 ha tous les deux jours. Cependant, la croissance urbaine a été irrégulière, tant sur le plan temporel que spatial : très forte pendant la période 1990–1995, elle a été suivie d'une accalmie jusqu'en 2000, puis d'une reprise à la hausse ; elle a été essentiellement concentrée sur le Sud de Rennes Métropole, le long des principaux axes routiers, et à une distance du centre ville comprise entre 3 et 15 km.

La commune de Rennes et le Noyau Urbain Rennais sont fortement artificialisées, en particulier la commune de Rennes dont les surfaces bâties représentent environ 70 % de la superficie communale totale, contre 47 % pour le Noyau Urbain Rennais. Cela s'explique par les politiques d'urbanisation qui ont permis de contenir l'urbanisation à l'intérieur de la rocade par des opérations de réhabilitation urbaine et de densification de l'espace communal. Toutefois, Rennes Métropole, malgré l'urbanisation croissante de son territoire, reste un espace majoritairement à dominante agricole ou « naturelle » : en 2005, 82 % du territoire est encore non urbanisé contre 18 % d'espaces urbanisés, ce qui représente environ 1/6^{ème} de la superficie globale de Rennes Métropole [Aguejdad 2009].

L'urbanisation s'est produite surtout au détriment des cultures et des prairies, la conversion de la classe « Cultures et prairies » vers la classe « Tache urbaine » représentant approximativement 80 % des changements observés sur la période 1984–2000. Par contraste, très peu de zones boisées ont été artificialisées durant la période d'étude, probablement parce que les surfaces boisées étaient déjà des zones relictuelles en 1984. Néanmoins, si les forêts et les espaces verts sont quand même en régression à l'extérieur de la tache urbaine, ils sont en augmentation à l'intérieur de cette tache,

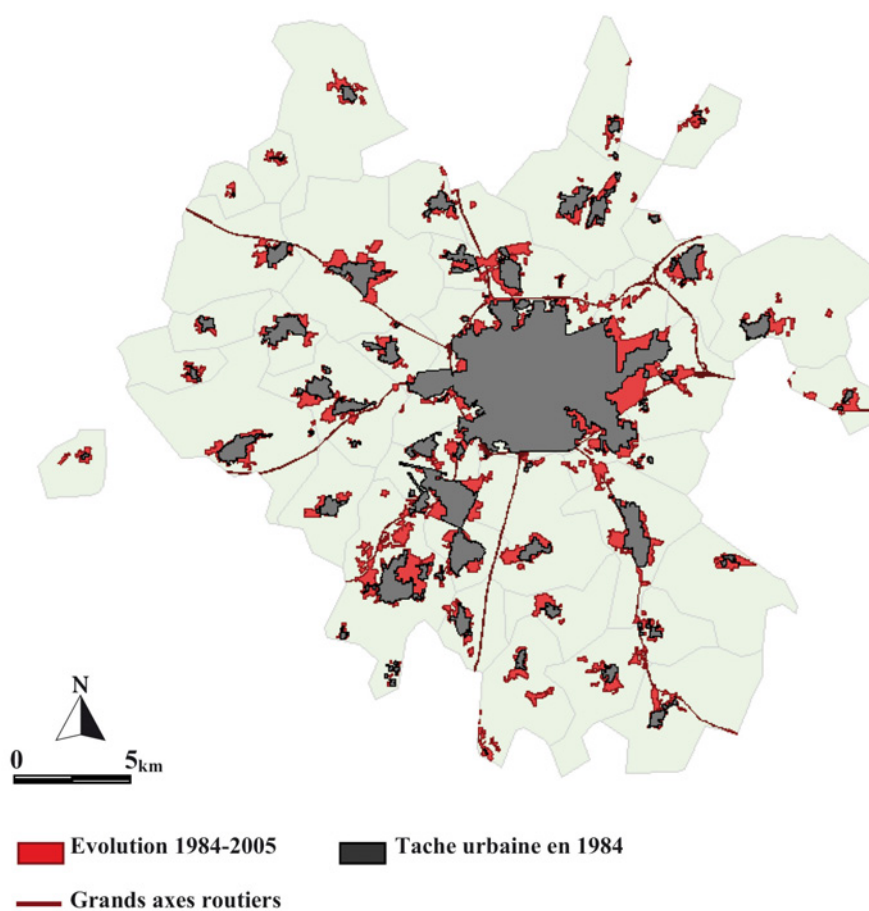


FIGURE 9.4 – Évolution des surfaces artificialisées sur Rennes Métropole entre 1984 et 2005 (dans [Aguejdad 2009])

9.2. Les enjeux d'un suivi détaillé des changements d'occupation des sols

ce qui illustre la politique de maintien d'espaces verts en ville qui est menée depuis quelques années (Tableau 9.2).

Tableau 9.2 – Évolution des surfaces artificialisées sur Rennes Métropole entre 1984 et 2005 (dans [Aguejdad 2009])

	1984	1990	1995	2000	2005	2005-1984
Surfaces boisées TU * (%)	0.14	0.12	0.13	0.15	0.15	+ 9.63
Surfaces boisées hors TU** (%)	4.46	4.40	4.08	4.07	3.97	- 10.94
Pelouses et arbustes TU * (%)	0.35	0.33	0.35	0.46	0.49	+ 41.52
Prairies et cultures hors TU** (%)	82.89	80.63	78.97	77.51	75.46	- 9.97

* Inclus dans la tache urbaine ** Exclues de la tache urbaine

Ce travail a permis de mettre en évidence l'étalement urbain sur Rennes Métropole depuis une vingtaine d'années tout en montrant que la progression du tissu urbain s'est effectuée majoritairement au détriment des terres agricoles mais en conservant de plus en plus d'espaces boisés et herbacés. Toutefois, il présente trois limites :

1. La méthode de classification utilisée nécessite de nombreux paramétrages, ce qui limite sa reproductibilité ;
2. l'extension urbaine n'est pas reconstituée de façon très détaillée, en raison de la résolution spatiale des données utilisées, les unités cartographiées ayant une taille minimale de 1 ha. En conséquence, toutes les conversions ou modifications intervenues sur des objets ayant une taille inférieure à 1 ha n'ont pas été détectées, ce qui a entraîné une sous-estimation des changements effectifs et ne permet pas de qualifier très précisément l'urbanisation (types d'activités, densité de bâti) ;
3. l'étude est limitée à une période récente, des images satellitales à haute résolution spatiale n'étant pas disponibles avant les années 80.

Or, les enjeux liés à l'extension continue des villes nécessitent d'effectuer un suivi plus détaillé sur le plan spatial et de reconstituer l'historique des changements sur une période plus longue.

9.2 Les enjeux d'un suivi détaillé des changements d'occupation des sols

Parmi les principaux enjeux environnementaux à l'échelle urbaine recensés dans [Kalil 2010] (cf. chapitre 1 section 1.1), Rennes Métropole est confrontée particulièrement à la gestion de la qualité de l'eau et à la gestion des milieux « naturels ».

En termes de qualité de l'air, Rennes Métropole est à l'image des agglomérations de l'Ouest de la France, qui ont en général un air de meilleure qualité que les autres agglomérations de la métropole. L'analyse de l'évolution de l'indice ATMO, qui est un indicateur représentatif de la pollution de l'air sur l'ensemble d'une agglomération et

repose sur les concentrations de quatre polluants (dioxyde d'azote, particules de type PM10, ozone, dioxyde de soufre) montre que la qualité de l'air sur l'agglomération rennaise varie de satisfaisante à très satisfaisante [Airbreizh 2009]. Toutefois, deux polluants connaissent des dépassements plus ou moins réguliers : Le dioxyde d'azote dont les concentrations peuvent être problématiques à proximité d'axes de circulation importants (les stations des Halles situées en plein centre de Rennes atteignent la valeur limite annuelle et dépassent le seuil d'information) ; des épisodes de pollution aux particules (PM10) peuvent apparaître en cas d'advection de masses d'air polluées depuis d'autres régions et/ou lorsque que les conditions météorologiques sont stables et défavorables à la dispersion des polluants. En outre, l'ozone peut connaître des niveaux très élevés sur l'ensemble de la région en période estivale, comme ce fut le cas en 2003, 2005 et 2006. Ainsi, si la préservation, voire la restauration de la qualité de l'air est une préoccupation constante, comme en témoigne le plan climat énergie territorial de 2008 dans lequel Rennes Métropole s'engage à réduire d'au moins 20 % les émissions de CO₂ de son territoire d'ici à 2020, elle ne constitue pas le défi le plus difficile à relever pour Rennes Métropole.

Il en est de même au niveau de la gestion des déchets et de l'énergie. Les habitants de Rennes Métropole produisent en moyenne moins d'ordures ménagères que les agglomérations de même taille [Airbreizh 2009]. En outre, même si l'on note une stabilisation de la quantité totale de déchets collectés hors déchets verts en 2008 ainsi qu'une baisse de 5,4 % du tonnage collecté par habitant (470 kg/habitant contre 497 kg/hab en 2007), la collecte et le traitement des déchets atteint un niveau élevé à Rennes Métropole. En matière d'énergie, les habitants de Rennes Métropole émettent en moyenne 5 tonnes de CO₂ par an, les émissions de CO₂ par habitant étant plus importantes dans les communes périphériques qu'à Rennes. La réduction de cette consommation d'énergie est inscrite dans le plan climat énergie territorial mentionné plus haut. Ce plan prévoit notamment l'amélioration de l'isolation des habitations anciennes et la réduction de l'usage des véhicules individuels à travers le développement des transports collectifs et des modes de déplacements dits « doux ».

En revanche, la gestion de la qualité de l'eau apparaît comme un enjeu majeur pour Rennes Métropole. Toute l'agglomération reçoit une eau potable. Toutefois, au cours des années 2007 et 2008, environ 90 % de la population de Rennes Métropole a utilisé une eau contenant en moyenne plus de 25 mg/l de nitrates, qui est le taux recommandé par l'organisation mondiale de la santé (Figure 9.5). Une des conséquences directes est l'augmentation du prix de l'assainissement sur Rennes Métropole pour soutenir l'effort de modernisation du parc. Assurer la production régulière d'une eau de qualité (tant au niveau des nitrates que des pesticides) reste un défi à relever pour Rennes Métropole. À ce niveau, les facteurs de contrôle sont de deux ordres : le suivi des pratiques agricoles (Rennes étant une ville qui n'a pas de tradition industrielle ancienne, l'origine des pollutions est essentiellement agricole), et le suivi de l'artificialisation des terres qui accélère le ruissellement de surface et le transfert des eaux contaminées vers les cours d'eau.

9.2. Les enjeux d'un suivi détaillé des changements d'occupation des sols

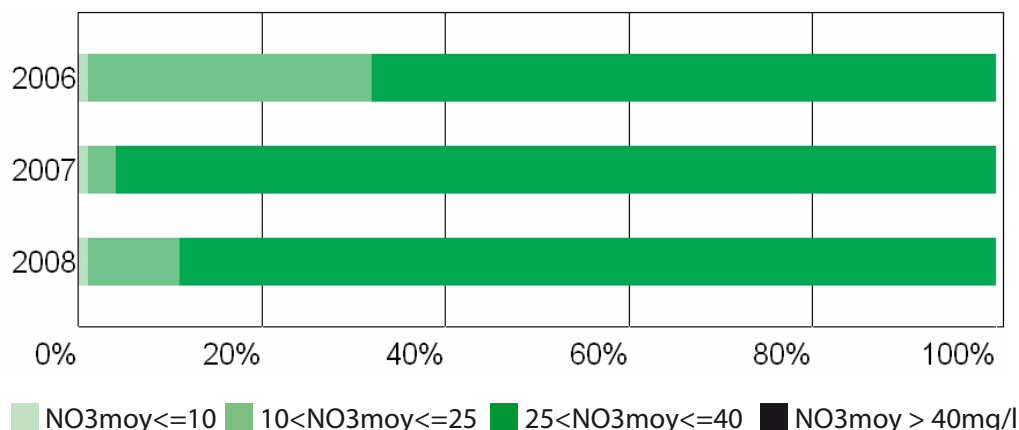


FIGURE 9.5 – Exposition de la population de Rennes Métropole aux différentes classes de teneurs moyennes de nitrates (DDASS, AUDIAR, dans [AUDIAR 2009b])

Enfin, la gestion des milieux apparaît aussi comme un des enjeux majeur pour Rennes Métropole.

Nous avons vu précédemment que le paysage rural du Pays de Rennes présente une alternance de secteurs de ville et de campagne, selon un schéma de ville archipel. Si la campagne domine encore largement le Pays de Rennes, avec environ 90 % des espaces sont considérés comme « agronaturels », ce paysage rural est soumis à de nombreux changements en raison de la péri-urbanisation résidentielle et de l'extension des activités économiques non agricoles, particulièrement visibles dans la première couronne d'urbanisation [Aguejdad 2009]. Ce paysage qui s'artificialise progressivement, apparaît aujourd'hui multifonctionnels, mêlant activités agricoles et non agricoles (tertiaires, artisanales, industrielles, commerciales), habitat et loisirs.

Ainsi, si le territoire du pays de Rennes dispose de nombreux milieux naturels ils apparaissent fragilisés, voire menacés. Un total de 429 sites présentant un intérêt écologique (MNIE, ZNIEFF, ENS, Natura 2000) ont été recensés, ce qui représente environ 10 % de la superficie du Pays de Rennes [DIREN 2007]. Ils comprennent surtout des zones boisées et dans une moindre mesure des zones humides, des étangs et des zones bocagères préservées. Très peu d'habitats et d'espèces naturels remarquables ont été inventoriés, mais la plupart des sites abritent des cortèges floristiques remarquables au rang départemental. On remarque que ces sites sont situés majoritairement dans le Nord-Est du territoire (Figure 9.6) et que certaines parties du territoire, notamment au sud-est, en sont largement dépourvues. En outre, de nombreuses ruptures et des rétrécissements des liaisons biologiques dus au développement des infrastructures routières et du bâti ont été identifiés. À l'échelle de Rennes Métropole, le réseau des vallées (Vilaine, Meu, Seiche, etc...) forme l'armature des « milieux naturels ». Seule la forêt de Rennes au Nord-Est constitue une grande zone « source » (Figure 9.7). Les

grandes voies de communication forment une rupture très nette au niveau des continuités biologiques. Ainsi, les milieux naturels présents sur Rennes Métropole sont de petite taille, très fractionnés, souvent isolés, et inégalement répartis sur le territoire. Ils sont fragilisés et menacés par des pratiques agricoles intensives (arasement de talus avec des haies boisées, retournement de prairies permanentes...), l'extension urbaine, et le développement des infrastructures routières et ferroviaires [DIREN 2007].

Le maintien de ce réseau écologique et sa restauration constituent des enjeux importants pour Rennes Métropole, et au-delà pour le pays de Rennes. La ville de Rennes a mis en oeuvre de nombreux projets d'urbanisme et d'aménagement des espaces verts pour préserver les espaces existants et à en créer de nouveaux. Ils sont ainsi passés de 60 ha en 1966 à 780 ha en 1997 et représentent actuellement 15 % du territoire de l'agglomération. L'élaboration du SCoT de 2006 a permis d'établir un état de lieux sur les milieux naturels et les connections biologiques sur le territoire de Rennes Métropole, tout en mettant en évidence les enjeux pour l'élaboration du réseau écologique de ce territoire [AUDIAR 2006]. Ainsi, l'enjeu majeur défini dans le SCoT est d'éviter le fractionnement du territoire par les infrastructures routières et par l'extension urbaine et de structurer l'espace pour organiser les continuités biologiques et préserver la biodiversité. Le SCOT comporte des prescriptions fortes afin de contenir l'urbanisation et éviter les conurbations ou le mitage des espaces ruraux. Il préconise de protéger non seulement les espaces sources, mais aussi les espaces qui assurent la continuité entre les milieux (Figure 9.8).

Au-delà de la démarche qui vise à inclure de « la nature dans la ville », Rennes métropole souhaite se situer dans une perspective plus vaste et penser désormais « la ville dans la nature » [AUDIAR 2008], afin de maintenir la biodiversité et le bon fonctionnement des écosystèmes, de répondre aux aspirations des citoyens qui veulent disposer d'espaces d'agrément, de lieux de promenades et de pratiques sportives, de jardins familiaux... , et de valoriser l'espace urbain en améliorant le confort et le cadre de vie.

Ce changement de concept induit d'aborder la question à plusieurs échelles et sous de multiples dimensions [AUDIAR 2008] : À l'échelle de la ville-archipel, il est recommandé de s'appuyer sur l'armature écologique des grands milieux « naturels » constitué par le réseau des cours d'eau et des vallées et relayé par les boisements et le bocage, afin d'assurer la continuité des liaisons vertes intercommunales. Pour cela, il est nécessaire d'étoffer ou de recréer les liaisons vertes et bleues qui connectent entre eux les forêts et les milieux naturels et qui sont composées de chemins bordés de haies, bordures de voies ferrées, talus, fossés, cours d'eau, zones humides... À l'échelle communale, il faut décliner la trame paysagère en s'appuyant sur les composantes du site. Cela passe par l'inventaire du potentiel de la commune en termes de milieux naturels (corridors biologiques, parcs, jardins, espaces verts, friches, délaissés, chemins), la mise en réseaux de ces milieux (reconquête dans les zones habitées, renforcement des réseaux vert et bleu) et leur inscription dans un projet communal à long terme (PLU, plans de gestion différenciée, ...). À l'échelle du quartier, le végétal doit devenir une partie intégrante et donner une identité à l'urbain par sa nature, sa structure et ses

9.2. Les enjeux d'un suivi détaillé des changements d'occupation des sols

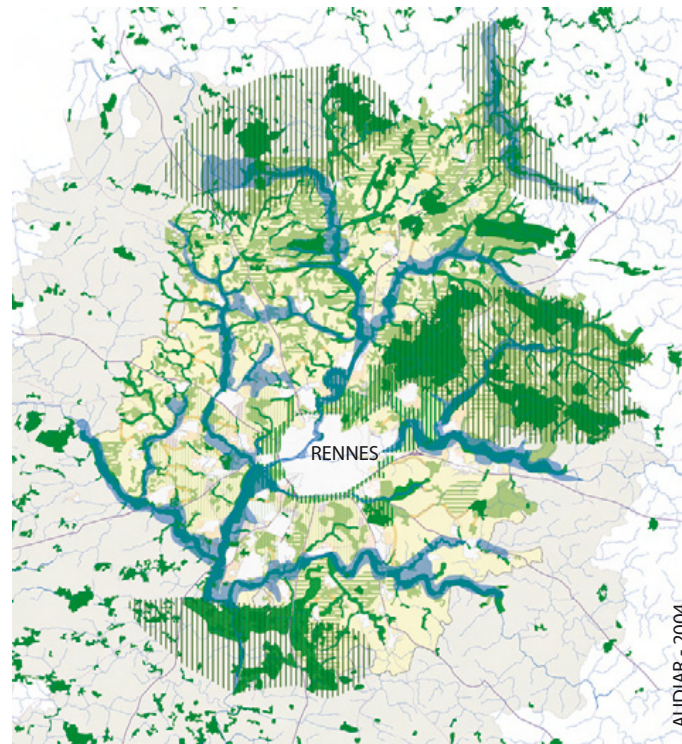


FIGURE 9.6 – L'armature écologique du pays de Rennes (dans [AUDIAR 2008]).

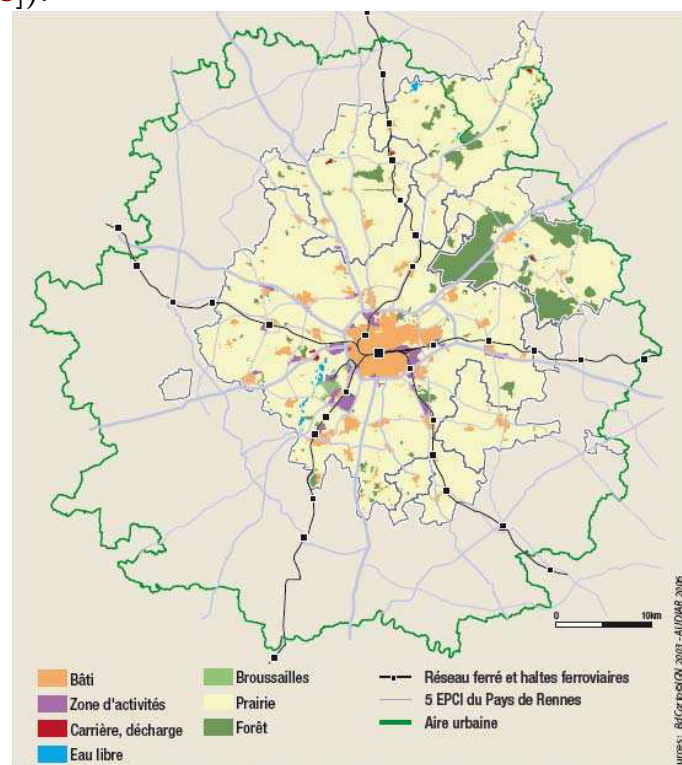


FIGURE 9.7 – Place des espaces « naturels » et agricoles sur le territoire de Rennes Métropole (dans [AUDIAR 2006])

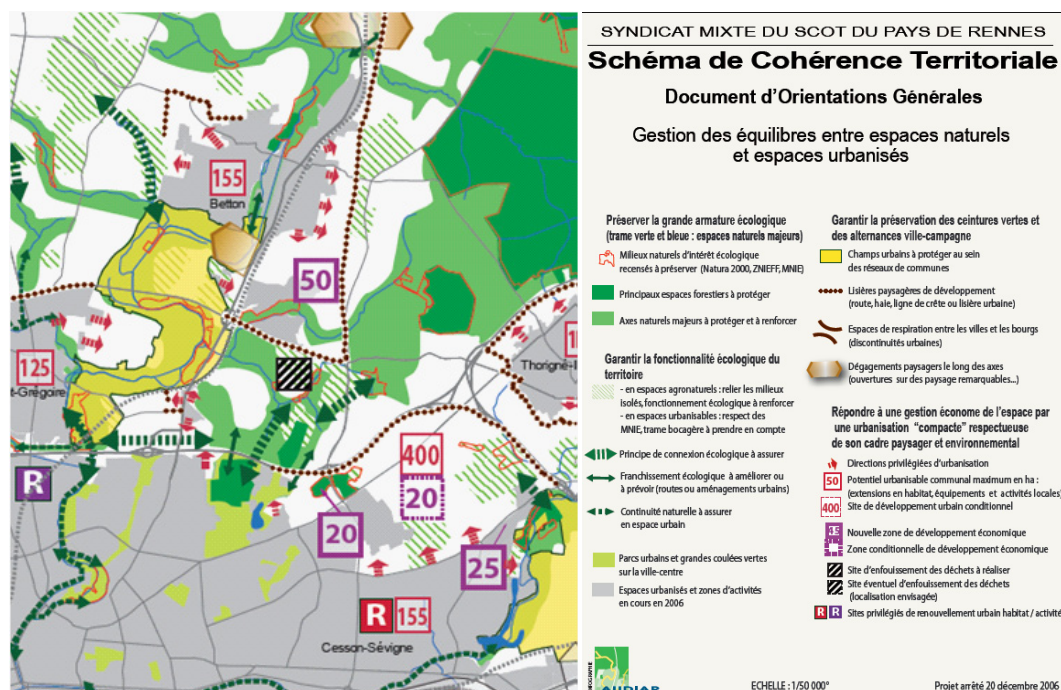


FIGURE 9.8 – Extrait du SCoT de Rennes Métropole (dans [AUDIAR 2006])

fonctions (bio-climatiques, gestion de l'eau, de l'air, du sol...). À cette échelle peuvent être envisagées la réhabilitation de friches urbaines, d'espaces délaissés, l'utilisation d'éléments naturels existants (jardins, arbres isolés, haies, fossés...), la remise en état de berges, ou de voiries. Enfin à l'échelle des îlots et des parcelles, il apparaît pertinent de recréer des espaces verts accessibles en cherchant à concentrer les fonctions sur un même espace, et de changer les pratiques effectuées sur les espaces verts, qu'ils soient publics ou privés, par la diminution de l'usage des pesticides par exemple.

Ainsi, afin de faire face à ces enjeux et s'engager dans une démarche de restauration de la qualité de l'eau et une meilleure gestion des milieux naturels, il est nécessaire d'appréhender les changements d'usage des sols sur Rennes Métropole à plusieurs échelles. La mise en évidence de l'artificialisation des sols au cours des vingt dernières années a été effectuée à l'échelle de la Métropole à une échelle assez grossière [Aguejdad 2009]. En revanche, nous n'avons que des connaissances partielles et imprécises sur l'occupation des sols à une échelle fine et sur son évolution temporelle. Or, un des objectifs du programme ANR « Villes Durables » pour le projet « Évaluation des trames vertes urbaines et élaboration de référentiels : une infrastructure entre esthétique et écologie pour une nouvelle urbanité » est de contribuer à l'élaboration de référentiels utilisables par les opérateurs et les collectivités. Pour répondre à cet objectif, il est nécessaire de produire des cartographies à une échelle fine des milieux « naturels » et de leur évolution dans la ville et en milieu péri-urbain, à l'interface ville-campagne. L'objectif défini ici est donc d'évaluer les méthodes développées dans la deuxième partie de la thèse afin de savoir si elles sont adaptées pour définir finement les changements d'occupation

9.2. Les enjeux d'un suivi détaillé des changements d'occupation des sols

du sol intervenus sur la métropole de Rennes dans un premier temps, puis sur d'autres agglomérations. Les méthodes développées sont évaluées ici dans la zone périurbaine de Rennes, à partir de deux photographies aériennes.

Détection de changements par applications des outils méthodologiques proposés

Sommaire

10.1 Sites d'étude et données	205
10.2 Segmentation	207
10.3 Classification	210
10.4 Détection de changements	212
10.4.1 Détection de changements à partir d'une méthode « image-à-image »	212
10.4.2 Détection de changements à partir d'une méthode par post-classification	218
10.4.3 Comparaison des deux méthodes	221

10.1 Sites d'étude et données

Dans le cadre de cette étude, deux sites ont été définis dans le secteur périurbain de Rennes (Figure 10.1). Le premier est localisé à l'Est, sur la commune de Cesson-Sévigné, et le second au Nord-Ouest, sur la commune de Saint-Grégoire. Chacun de ces sites correspond à une surface de 4 km². Ils sont composés de paysages mixtes, puisqu'ils se situent à la lisière des milieux urbain et rural. Ces deux sites ont connu une progression du bâti à travers la création de lotissements formés essentiellement de maisons individuelle avec jardins, et des modifications de leur parcellaire agricole (agrandissement d'une partie des parcelles et arasement d'une partie des haies boisées avec leurs talus). Toutefois, leur évolution se distingue par le fait que ces changements se sont accompagnés de l'apparition d'une infrastructure routière importante et de l'extension ou de l'apparition de bâtiments à usage commerciale ou artisanal sur le site de Saint-Grégoire, alors que le site de Cesson en est toujours dépourvu.

Afin de représenter correctement les changements d'occupation du sol pour l'analyse de la trame verte en ville, six classes d'occupation du sol ont été définies en collaboration avec les écologues du projet de l'ANR « Évaluation des trames vertes urbaines

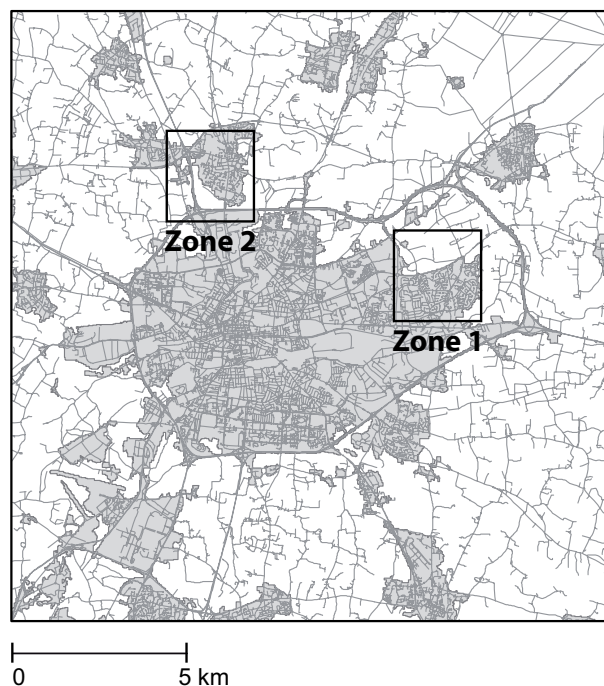


FIGURE 10.1 – Présentation des sites d'étude

et élaboration de référentiels : une infrastructure entre esthétique et écologie pour une nouvelle urbanité : « Bâti », « Voirie » (route et infrastructures associées), « Surfaces boisées », « Surfaces avec végétation rase » (cultures, pelouses, friches), « Sol nu » (parcelles agricoles sans couvert végétal, chantiers) et « Eau ». Dans la mesure du possible, les cultures seront dissociées des pelouses et des friches. Cette nomenclature a été élaborée pour répondre aux besoins des écologues, mais en tenant compte des résolutions spectrale et spatiale des données utilisées, ainsi que de leur fréquence d'acquisition.

Les images utilisées sont des photographies aériennes noir et blanc de 1978 et 2001. Les images ont été géoréférencées dans le système de projection Lambert 2 étendu et une interpolation bicubique a été appliquée pour restituer une résolution spatiale commune fixée à 2 mètres.

Enfin, les classifications ont été validées à l'aide de photo-interprétations effectuées à partir des photographies aériennes, confirmées pour 1978 par des cartographies anciennes [Guéguan-Roué 1994] et pour 2001 par une image satellitale ASTER de 2000 traitée dans le cadre du programme de recherche PUCA [Aguejdad *et al.* 2008]. Les images ont été géoréférencées dans le système de projection Lambert 2 étendu et une interpolation bicubique a été appliquée pour restituer une résolution spatiale commune fixée à 2 mètres.

10.2 Segmentation

Dans cette partie, la méthode de segmentation présentée dans le chapitre 5 a été appliquée aux images de 1978 et 2001 de la figure 10.1. La segmentation a été effectuée à l'aide d'une transformée en ondelettes comprenant deux niveaux de décomposition.

Les résultats pour les images de 1978 et 2001 sont présentés aux figures 10.2 et 10.3. Les figures 10.2(A) et 10.2(C) correspondant à 1978 (respectivement 10.3(A) et 10.3(C)) montrent les segmentations initiales des images à partir de la LPE alors que les images 10.2.(B) et 10.2(D) (respectivement 10.3(A) et 10.3(C)) illustrent les résultats après les agrégations des petits et des grands objets pour les images de 1978 et 2001. Notons ici que les résultats ont été post-traités à partir d'une opération d'agrégation de petits objets partageant une bordure commune supérieure à 80 % et dont la distance $d(R_a, R_b)$ est inférieure à 0.2 (cf. chapitre 5).

Les images segmentées par LPE comportent un très grand nombre d'objets ($\sim 10^4$) (Tableau 10.1). Les opérations d'agrégation réduisent considérablement ce nombre car il a été divisé par 16 en moyenne. Visuellement, les résultats issus de la segmentation sont cohérents avec les différents éléments qui composent l'image. En ce qui concerne le milieu urbain, la segmentation extrait particulièrement bien les routes et les îlots bâtis alors que les parcelles agricoles et une partie du linéaire boisé sont correctement représentées en milieu rural.

Tableau 10.1 – **Nombre d'objets segmentés par la LPE et la méthode développée.** En moyenne, le nombre d'objets a été divisé par 16 avec la méthode développée

	Zone 1 1978	Zone 2 1978	Zone 1 2001	Zone 2 2001
LPE	10444	9616	13221	12418
Méthode développée	784	941	571	719

Afin de valider quantitativement les résultats, des segmentations de validation ont été réalisées manuellement par photo-interprétation sur quatre zones représentatives à la fois du milieu urbain et rural. Celles-ci comportent un ensemble d'îlots résidentiels (zone « Urbain 1 ») et un échangeur autoroutier (zone « Urbain 2 ») pour le milieu urbain, des parcelles agricoles et des linéaires boisés (zones « Rural 1 » et « Rural 2 ») pour le milieu agricole. Les zones sélectionnées sont présentées sur la figure 10.4 (colonne de gauche), les segmentations de validation sur la figure 10.4 (colonne centrale) et les résultats issus de la méthode de segmentation sur la figure 10.4 (colonne de droite). La méthode d'Ortiz et Oliver [Ortiz & Oliver 2006] a été utilisée pour comparer les segmentations (cf. chapitre 5). Les résultats de la validation sont présentés au tableau 10.2. L'indice CG , qui représente la cohérence générale des segmentations (cf. chapitre 5 section 5.2.5), varie entre 48 % et 87 %. Le milieu agricole est globalement mieux segmenté avec, respectivement pour les zones « Rura 1 » et « Rural 2 », 86.83 % et 61.99 % contre 48.52 % et 78.80 % pour « Urbain 1 » et « Urbain 2 ». Les zones

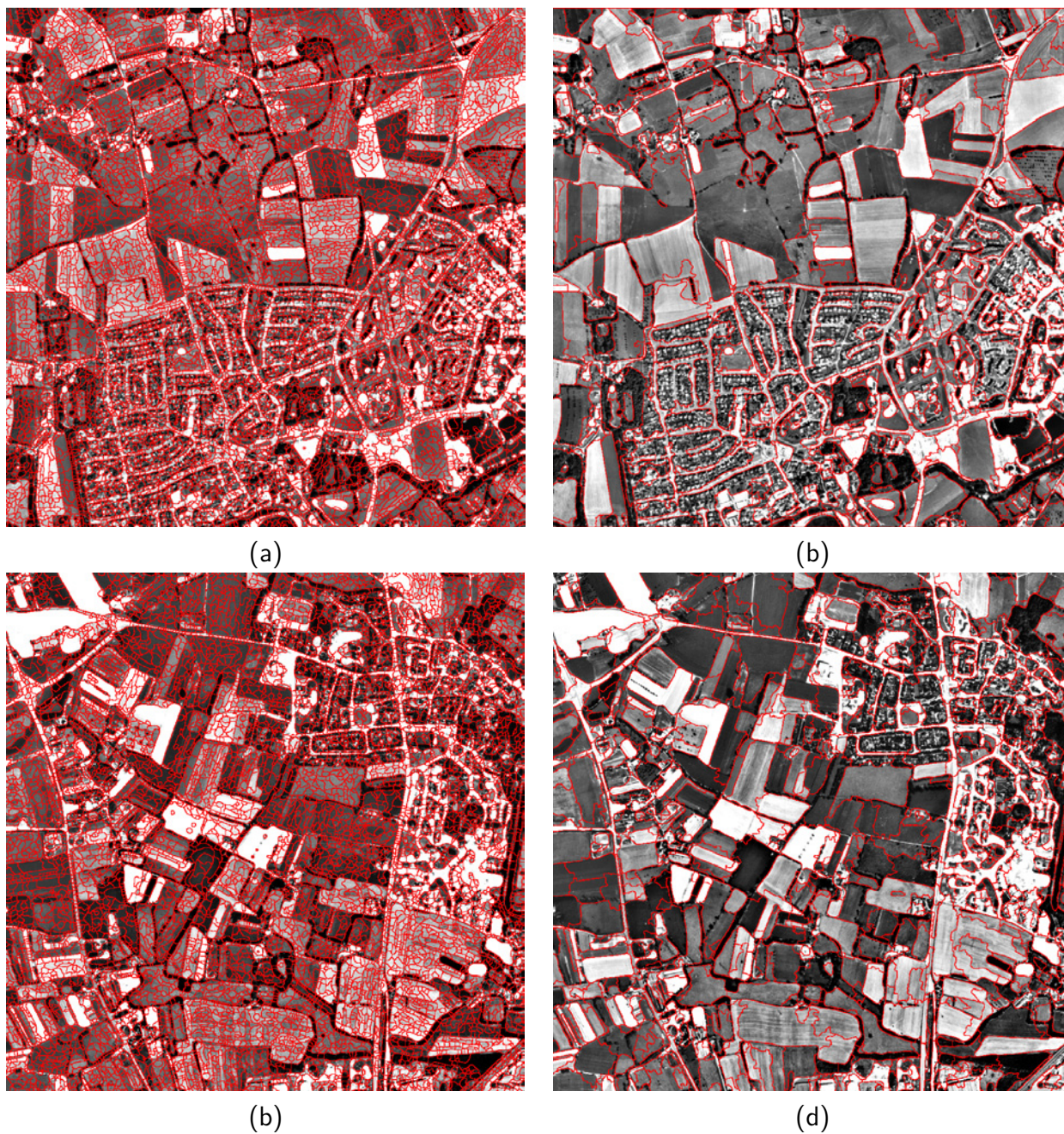


FIGURE 10.2 – Segmentation des images de 1978 sur les zones 1 (Cesson-Sévigné) et 2 (Saint-Grégoire). (a) : Segmentation par LPE de la zone 1; (b) : Segmentation avec la méthode développée de la zone 1; (c) : Segmentation par LPE de la zone 2; (d) : Segmentation avec la méthode développée de la zone 2

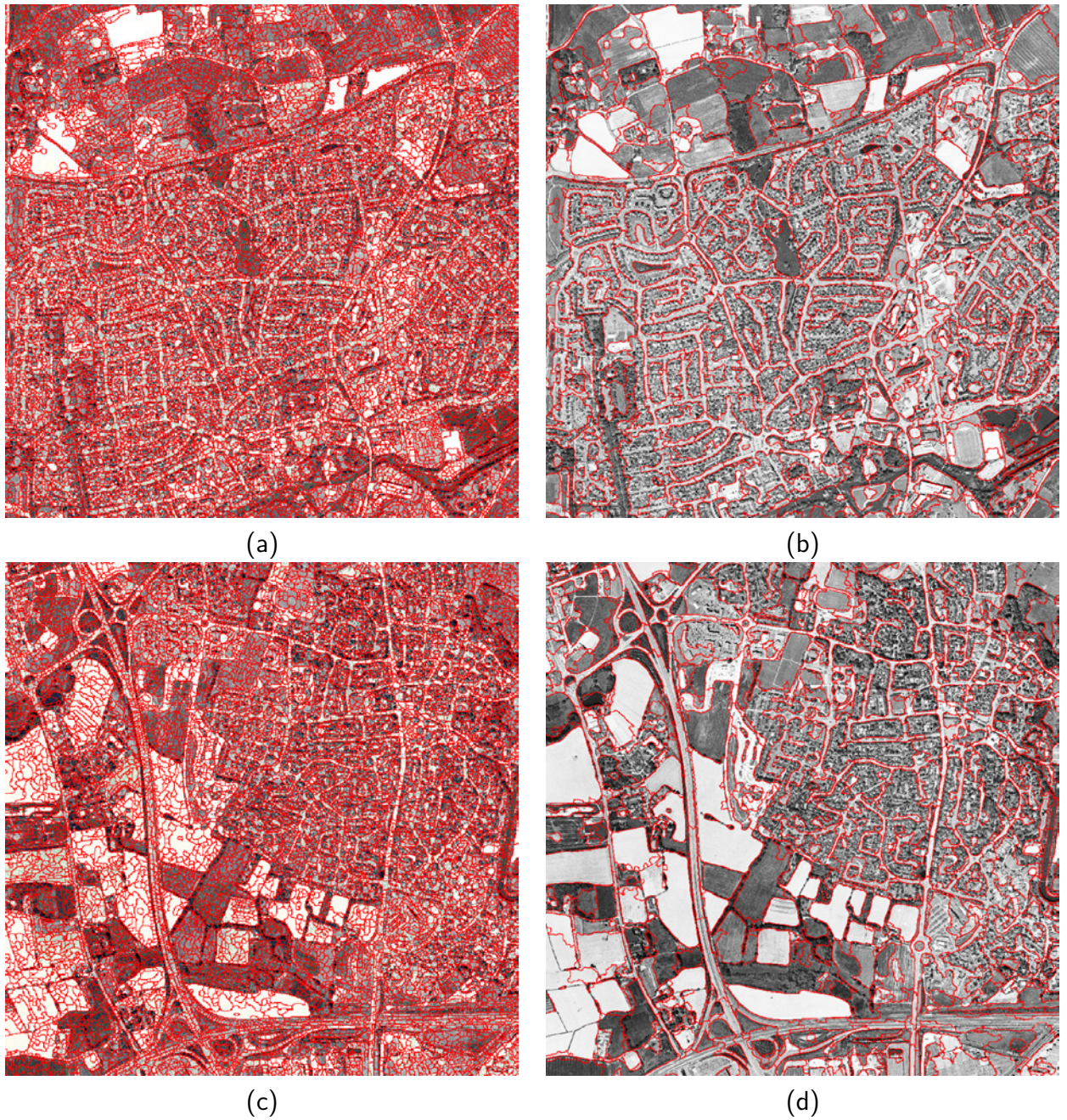


FIGURE 10.3 – Segmentation des images de 2001 sur les zones 1 (Cesson-Sévigné) et 2 (Saint-Grégoire). (a) : Segmentation par LPE de la zone 1; (b) : Segmentation avec la méthode développée de la zone 1; (c) : Segmentation par LPE de la zone 2; (d) : Segmentation avec la méthode développée de la zone 2

agricoles ont l'avantage d'être peu sur-segmentées ($OS = 10.26\%$ pour « Rural 1 » et $OS = 43.48\%$ pour « Rural 2 ») et peu sous-segmentées ($US = 4.33\%$ pour « Rural 1 » et $OS = 29.58\%$ pour « Rural 2 »). Le milieu urbain, plus complexe, affiche des résultats plus nuancés. En effet, les images sont globalement sur-segmentées ($OS = 81.81\%$ pour « Urbain 1 » et $OS = 60.84\%$ pour « Urbain 2 »). La zone « Urbain 1 » présente aussi une sous-segmentation assez élevée ($US = 44.52\%$), ce qui explique une certaine incohérence dans le résultat de la segmentation ($CG = 48.52\%$).

Bien que les résultats des segmentations automatiques restent différents des segmentations manuelles, nous admettons qu'ils sont suffisamment cohérents et représentatifs des différents objets géographiques qui structurent l'image pour être conservés dans la suite des traitements. Les segmentations des images de 1978 et 2001 sont ainsi utilisées dans la méthode de détection de changement « image-à-image » développée dans la section 10.4.1.

Tableau 10.2 – **Validation des segmentations selon la méthode de Ortiz et Oliver [Ortiz & Oliver 2006]**. CG : indice de cohérence générale; OS : indice de sur-segmentation; US : indice de sous-segmentation

	Rural 1	Rural 2	Urbain 1	Urbain 2
CG	86.83	61.99	48.52	78.80
OS	10.26	43.48	81.81	60.84
US	4.33	29.58	44.52	10.57

10.3 Classification

La figure 10.5 présente les distributions des coefficients dans les différentes composantes issues de la transformée en ondelettes. Rappelons que l'image « basse résolution » fournit l'information relative aux luminances des objets. À partir de celle-ci, on remarque une forte séparabilité entre certaines classes comme l'eau et les sols nus, ou les prairies et la voirie. Néanmoins, la distinction entre les autres classes est moins évidente. Les distributions des classes se chevauchent, l'eau se confond avec les prairies, les sols nus s'apparentent à la voirie, tandis que le bâti s'étale sur l'ensemble des valeurs de luminance (entre 0 et 210). Si l'on s'intéresse aux composantes de détails, on remarque que certaines classes présentent des propriétés différentes en fonction de la direction d'analyse considérée (horizontale, verticale et diagonale). La classe « Bâti » se distingue de toutes les autres classes : ses distributions restent aplaties et ses coefficients s'étalent sur un grand nombre de valeurs. Sa texture se caractérise ainsi par des variations de contraste très prononcées dans les trois directions d'analyse. À l'inverse, le sol nu a des distributions très piquées. En ce qui concerne les distributions de la classe « Voirie », elles sont similaires à celles des classes « Eau » et « Surfaces avec végétation rase » dans les directions horizontales et diagonales. En revanche, dans la

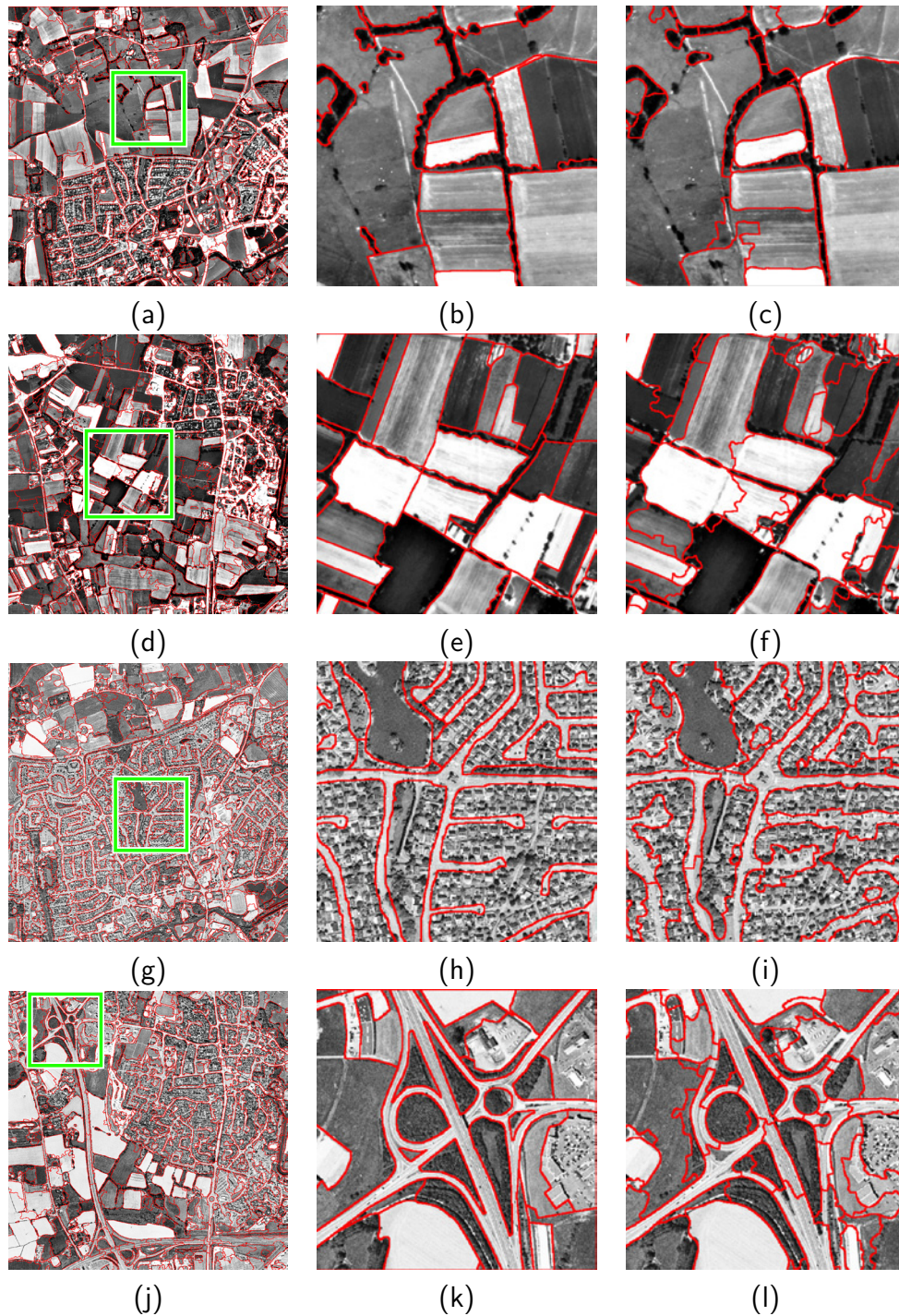


FIGURE 10.4 – **Validation des segmentations.** Colonne de gauche : localisation des zone de validation ; colonne centrale : segmentations manuelles (validation) ; colonne de droite : segmentations produites par la méthode développées

direction verticale, la distribution est très aplatie et distingue les textures des autres classes. Cette particularité est due à l'étape de réorientation des objets qui redresse verticalement chaque objet selon l'orientation dominante de sa texture. Dans le cas de la voirie, les bords des routes constituent des variations importantes et ces contrastes la caractérisent comme une texture anisotrope. Les distributions des classes « Eau » et « Surfaces avec végétation rase » restent très similaires. Enfin, la texture de la classe « Surfaces boisées » se caractérise par des variations de contraste modérées qui la distinguent à la fois du bâti et des autres classes.

Les figures 10.6(a-b) et 10.7(a-b) présentent les classifications obtenues en 1978 et 2001 pour les deux sites d'étude. La segmentation met en évidence à la fois des structures linéaires telles que les routes et les haies boisées et des surfaces plus compactes comme les parcelles agricoles et les îlots bâtis.

De manière générale, les résultats sont très satisfaisants avec un indice $G > 0.9$ et un indice $K > 0.88$ (Tableau 10.3). Cependant, des erreurs récurrentes sur les classifications aux deux dates subsistent. Les confusions entre les classes « Voirie » et « Bâti » s'expliquent par des erreurs de segmentation. Les objets sont très différents de par leurs caractéristiques, on en conclut que certaines portions de routes n'ont pas été correctement identifiées dans l'étape de segmentation et ont été agrégées par erreur à des surfaces bâties. À l'inverse, les confusions entre les classes « Voirie » et les « Sols nus » sont dues à des caractéristiques communes des objets.

Malgré ces quelques erreurs résiduelles, la caractérisation des objets à partir d'informations de texture et de luminance est particulièrement adaptée pour discriminer correctement la majorité des types d'occupation du sol considérés dans cette étude. Les différentes composantes issues de la transformée d'ondelettes fournissent des informations tout à fait exploitables pour la classification de l'occupation des sols à partir d'images à THRS.

10.4 Détection de changements

10.4.1 Détection de changements à partir d'une méthode « image-à-image »

L'application de la détection de changement selon une approche « image-à-image » utilise les objets issus des segmentations réalisées dans la section 10.2. Ces objets sont préalablement réorientés selon leur orientation de texture dominante, puis on extrait leurs caractéristiques de texture et de luminance à partir d'une décomposition en ondelettes en deux niveaux. Enfin, la liste des couples d'objets à comparer est réalisée en croisant les segmentations de 1978 et 2001 et la méthode de mesure du changement est présentée dans le chapitre 8.

La classification des changements est réalisée à partir d'un arbre de classification. En ce qui concerne l'étape d'apprentissage, 6 classes d'occupation du sol pour les images

10.4. Détection de changements

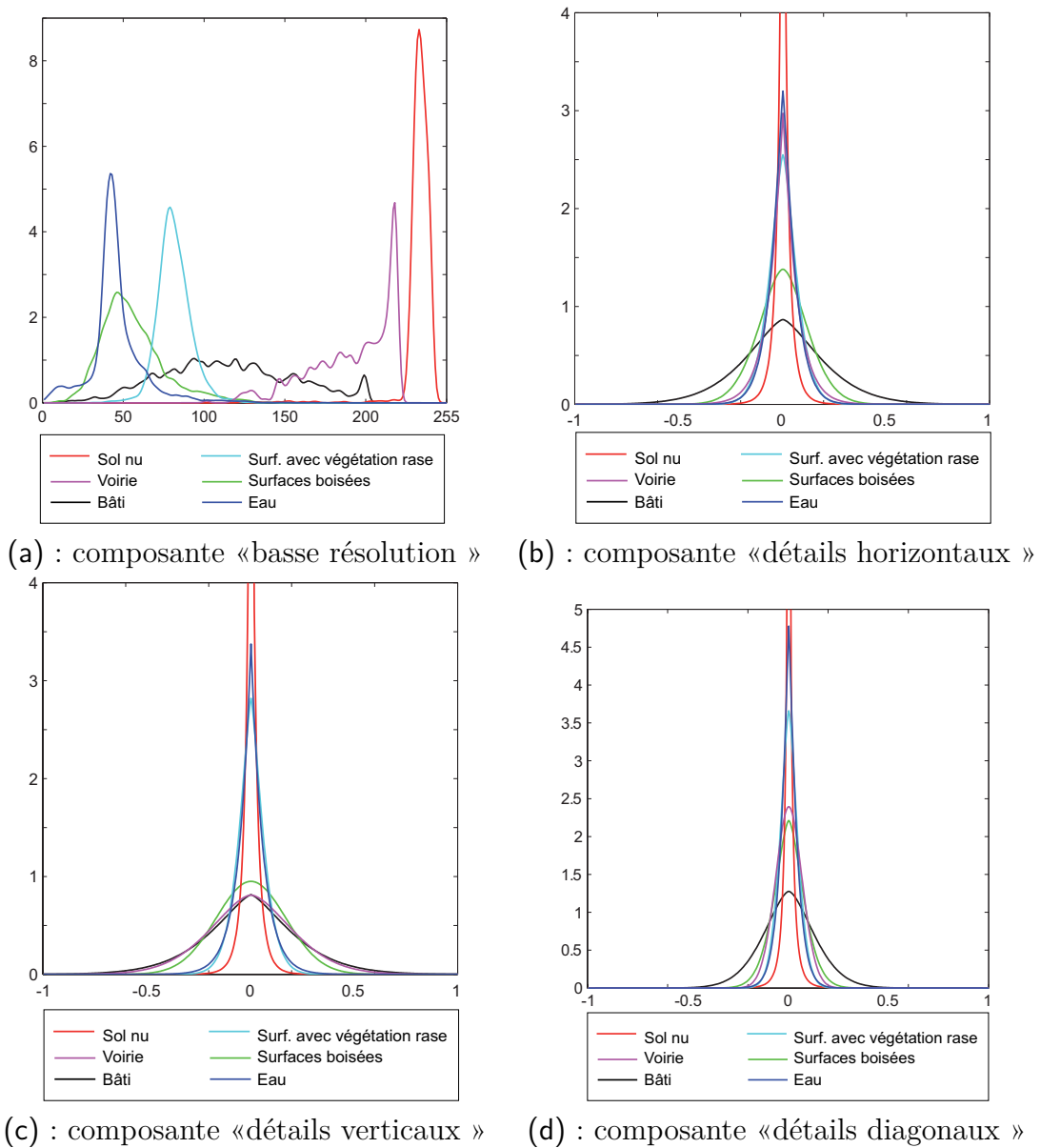
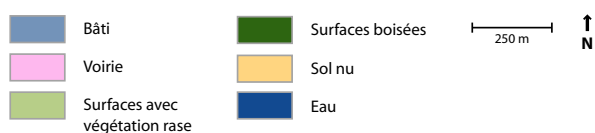


FIGURE 10.5 – Signatures de luminance et de texture des 6 classes d’occupation du sol



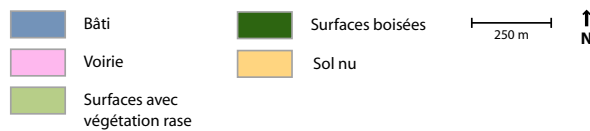
(a)



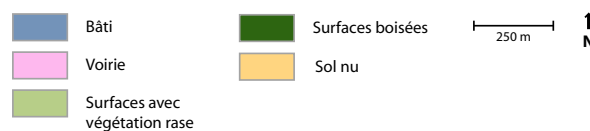
(b)

FIGURE 10.6 – Classification du site d'étude 1 (Cesson-Sévigné) en 1978 et 2001. (a) : classification en 6 classes de 1978 ; (b) : classification en 6 classes de 2001

10.4. Détection de changements



(a)



(b)

FIGURE 10.7 – Classification du site d'étude 2 (Saint-Grégoire) en 1978 et 2001. (a) : classification en 5 classes de 1978 ; (b) : classification en 5 classes de 2001

Tableau 10.3 – Matrices de confusion des classifications à t_1 et t_2

		Classes de référence					Total
		Bati	Sol Nu	Surfaces boisées	Surf. avec vég. rase	Voirie	
Classes affectées	Bati	11694	0	256	0	122	12072
	Sol Nu	0	19095	0	810	474	20379
	Surfaces boisées	199	0	24529	470	0	25198
	Surf. avec vég. rase	0	258	135	25780	329	26502
	Voirie	2154	485	0	98	9360	12097
Total		14047	19838	24920	27158	10285	96248

(a) : Classification zone 1, 1978 ($G = 0.93$; $K = 0.92$)

		Classes de référence					Total
		Bati	Sol Nu	Surfaces boisées	Surf. avec vég. rase	Voirie	
Classes affectées	Bati	19784	0	502	0	0	20286
	Sol Nu	2791	6031	0	0	0	8822
	Surfaces boisées	0	0	18712	0	0	18712
	Surf. avec vég. rase	0	1180	0	18005	0	19185
	Voirie	0	2921	0	151	13592	16664
Total		22575	10132	19214	18156	13592	83669

(b) : Classification zone 1, 2001 ($G = 0.90$; $K = 0.88$)

		Classes de référence					Total
		Bâti	Sol Nu	Surfaces boisées	Surf. avec vég. rase	Voirie	
Classes affectées	Bâti	5204	0	0	13	149	5366
	Sol Nu	478	5717	0	0	1	6196
	Surfaces boisées	314	1	2927	183	0	3425
	Surf. avec vég. rase	0	0	1	10316	0	10317
	Voirie	50	128	3		4681	4862
Total		6046	5846	2931	10512	4831	30166

(c) : Classification zone 2, 1978 ($G = 0.95$; $K = 0.94$)

		Classes de référence					Total
		Bati	Sol Nu	Surfaces boisées	Surf. avec vég. rase	Voirie	
Classes affectées	Bati	5412	0	25	0	169	5606
	Sol Nu	0	13422	1	0	0	13423
	Surfaces boisées	257	0	4587	268	0	5112
	Surf. avec vég. rase	0	0	142	8905	0	9047
	Voirie	1137	1	0	0	1816	2954
Total		6806	13423	4755	9173	1985	36142

(d) : Classification zone 1, 2001 ($G = 0.94$; $K = 0.92$)

10.4. Détection de changements

de 1978 (« Bâti » ; « Voirie » ; « Prairie » ; « Culture » ; « Forêt » ; « Sol nu ») et 5 classes d'occupation du sol pour les données de 2001 (« Bâti » ; « Voirie » ; « Prairie » ; « Forêt » ; « Sol nu ») ont été définies. Un ensemble de 10 échantillons a été sélectionné pour chaque classe. Afin d'obtenir un nombre suffisant de mesures de changement, les transitions d'un état d'occupation sol vers un autre ont été simulées en comparant les différents échantillons entre eux : il en résulte un ensemble de 30 types de transitions (6×5 classes), chacun composé de 100 comparaisons (10×10 échantillons).

Deux classifications ont été réalisées afin de caractériser les changements. Dans la première classification, l'ensemble des transitions est utilisé pour l'élaboration et la validation du modèle alors que pour la seconde l'élaboration du modèle est réalisée sur 30 % des tests et validée sur les 70 % restants. La figure 10.8 met en relation les taux d'erreur des deux classifications avec le nombre de noeuds terminaux de l'arbre. Alors que le taux d'erreur de la première classification diminue constamment, le taux d'erreur de la seconde classification se stabilise à environ 30 %.

On sélectionne alors un arbre composé de 199 noeuds pour la classification des changements entre les images de 1978 et 2001. Le taux d'erreur étant élevé, on procède à un regroupement en 4 classes afin de mettre en évidence l'artificialisation des sols. Celles comportent deux classes de « non-changement », représentant les surfaces qui sont restées artificielles et non-artificielles entre 1978 et 2001, et deux classes de « changements » qui représentent l'artificialisation et la « désartificialisation » des sols entre 1978 et 2001. Les résultats des regroupements de classes sont présentés sur la figure 10.9.

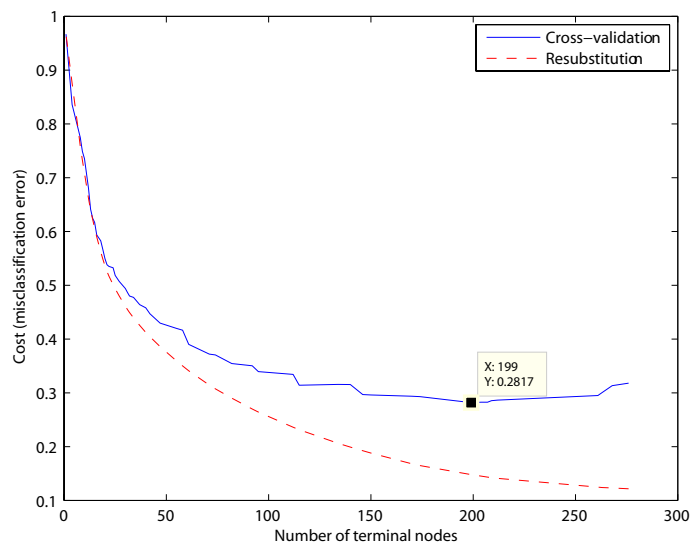


FIGURE 10.8 – **Évolution du taux d'erreur de la classification par arbres de décision.** En bleu : taux d'erreur de la classification élaborée à partir de l'ensemble des tests ; en rouge, le taux d'erreur de la classification élaborée à partir de 30 % des tests

Ces résultats mettent globalement en évidence les zones de non-changement qu'elles

soient urbaines ou rurales. Les zones d'artificialisation sont cohérentes avec les résultats attendus. On remarque globalement la construction des nouveaux lotissements en bordure des lotissements existants qui illustre le phénomène d'étalement urbain.

En revanche, on observe des confusions entre les classes de non-changement (« Rural → Rural » et « Urbain → Urbain ») ce qui conduit à un mitage des zones urbanisées. De plus, les zones de « désartificialisation » (« Urbain → Rural »), phénomène peu probable, occupent une place non négligeable sur les cartes de changement.

Ces résultats ont été quantifiés statistiquement à partir d'images de référence représentant la totalité des deux sites d'études (Figures 10.9(a) et 10.9(c)). Ces données de validation ont été réalisées par photo-interprétation et comportent les mêmes classes que les cartes de changement.

Les matrices de transitions calculées à partir de ces données présentent des indices G variant de 0.58 à 0.73 et des indices K variant de 0.36 à 0.50. Les valeurs de ces indices, globalement inférieures à celles que l'on peut retrouver dans la littérature, s'expliquent en partie par les données de validation qui couvrent la totalité des images. Ainsi, cette validation prend en compte toutes les subtilités de l'image telles que les structures filiformes des classes et la fragmentation du paysage, particulièrement complexe dans les images à THRS. Une telle variété de l'image de référence est rarement présentée dans la littérature et si nous réduisons la validation à une sélection de zones homogènes (comme cela est couramment réalisée), les résultats seraient améliorés.

Néanmoins, il convient de noter que les indices de validation sont représentatifs du manque de précision des changements détectés.

Bien que les résultats présentent une certaine cohérence, ils restent insuffisants en vue d'une cartographie détaillée. En pratique, pour répondre à un problème de détection de changement précis, il est nécessaire d'avoir un bon *a priori* sur le type de sols que l'on est susceptible de rencontrer, en fonction du milieu analysé. Ainsi, nous avons entrepris de détecter les changements par post-classification, en exploitant les résultats de la section 10.3. C'est l'objet de la section suivante.

10.4.2 Détection de changements à partir d'une méthode par post-classification

Les classifications réalisées dans la section 10.3 ont été utilisées afin de produire une classification des changements en quatre classes et d'être comparables avec les cartes de changements réalisées dans la section 10.4.1. Les résultats sont présentés sur la figure 10.10(b) pour le site d'étude 1 et la figure 10.10(d) pour le site d'étude 2. Ils mettent principalement en évidence la création des lotissements accolés aux bourgs de Cesson-Sévigné et de Saint-Grégoire. Dans le cas de la zone 2, on remarque aussi que l'apparition des branches du boulevard périphérique dans les directions Nord-Sud et Est-Ouest est correctement identifiée. La classe « Désartificialisation des sols » qui reste très minoritaire dans les deux cas de figure, représente une transition d'une surface

10.4. Détection de changements

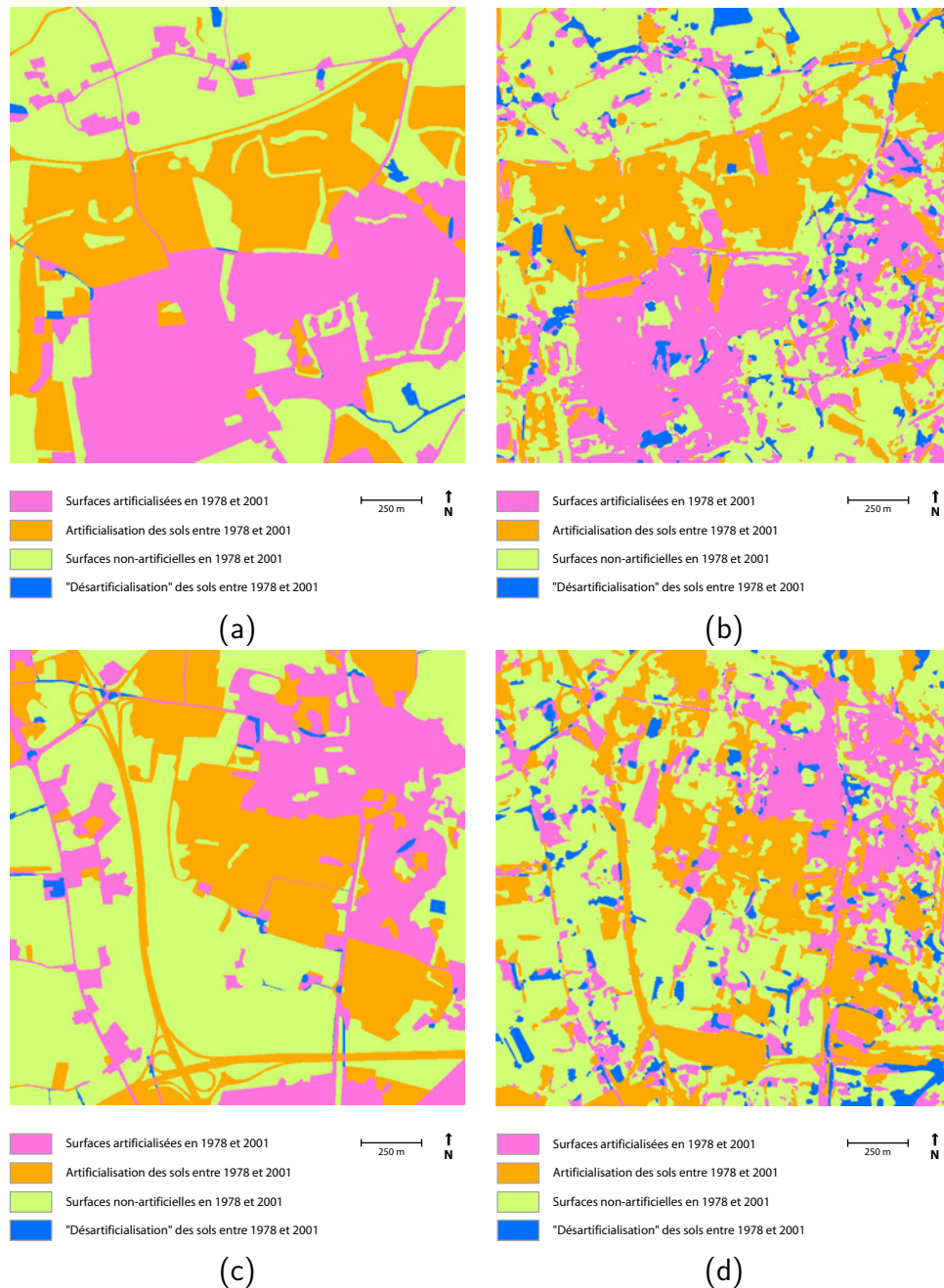


FIGURE 10.9 – Détection de changement à partir de la méthode « image-à-image ». (a) : vérité terrain du site d'étude 1 (Cesson-Sévigné); (b) : carte de changement en 4 classes sur le site d'étude 1 (Cesson-Sévigné); (c) : vérité terrain du site d'étude 2 (Saint-Grégoire); (d) : carte de changement en 4 classes sur le site d'étude 2 (Saint-Grégoire)

Tableau 10.4 – Matrices de confusion pour la détection de changement à partir de la méthode « image-à-image »

			Classes de référence				Total
			Pas de changement		Changement		
			Urbain-Rural	Rural-Urbain	Urbain-Rural	Rural-Urbain	
Classes affectées	Pas de changement	Urbain-Rural	906977	181010	10344	40895	1139226
		Rural-Urbain	347076	1134640	15406	265274	1762396
	Changement	Urbain-Rural	89166	93835	1602	23245	207848
		Rural-Urbain	93238	232722	6635	705683	1038278
Total			1436457	1642207	33987	1035097	4147748

(a) : matrice de transitions, zone 1 ($G = 0.58$; $K = 0.36$)

		Classes de référence		
		Pas de changement	Changement	Total
Classes affectées	Pas de changement	2569703	331919	2901622
	Changement	508961	737165	1246126
	Total	3078664	1069084	4147748

(b) : matrice de changements, zone 1 ($G = 0.73$; $K = 0.36$)

			Classes de référence				Total
			Pas de changement		Changement		
			Urbain-Rural	Rural-Urbain	Urbain-Rural	Rural-Urbain	
Classes affectées	Pas de changement	Urbain-Rural	469545	238306	9133	120779	837763
		Rural-Urbain	330318	1272759	18449	331765	1953291
	Changement	Urbain-Rural	78973	103821	6325	45061	234180
		Rural-Urbain	115363	345543	5477	647229	1113612
Total			994199	1960429	39384	1144834	4138846

(c) : matrice de transitions, zone 2 ($G = 0.66$; $K = 0.50$)

		Classes de référence		
		Pas de changement	Changement	Total
Classes affectées	Pas de changement	2310928	480126	2791054
	Changement	643700	704092	1347792
	Total	2954628	1184218	4138846

(d) : matrice de changements, zone 2 ($G = 0.80$; $K = 0.50$)

bâtie vers une surface naturelle. Ce type de transition est peu probable [Aguejdad 2009] et fournit ainsi une information sur la précision des changements détectés.

De manière analogue à la section 10.4.1, une validation quantitative a été réalisée à partir des cartes de validation (Figures 10.10(a) et 10.10(c)). Les matrices de transition affichent une précision globale d'environ 75 % et un indice Kappa étant de 63 % (Tableau 10.5). Les résultats sont globalement homogènes pour les différents types de transitions, ce qui met ainsi en évidence une détection satisfaisante que ce soit pour les zones de changement ou pour les zones de non-changement. Les taux de précisions sont légèrement inférieurs à ceux des classifications réalisées précédemment (cf. section 10.3). Cela s'explique principalement par la dépendance des résultats aux classifications obtenues date par date (Tableau 10.5).

10.4.3 Comparaison des deux méthodes

Les deux méthodes sont globalement satisfaisantes, puisqu'elles permettent d'extraire de l'ordre de 70 à 80 % des changements. La méthode de détection de changements « image à image » présente néanmoins des résultats inférieurs (de l'ordre de 10 % pour les transitions) à la méthode par post-classification. Ces erreurs peuvent s'expliquer en partie par un cumul des erreurs lié à l'étape de segmentation développée dans la section 10.2. De plus, le classifieur (arbres de décisions) n'est probablement pas le plus approprié dans cette application. La calibration du modèle ne dépassant pas les 70 % de bonne classification (Figure 10.8), il en ressort que les résultats étendus à l'ensemble des deux images ne peuvent pas être significativement plus élevés.

D'un point de vue thématique, les deux cartes de changement illustrent correctement le phénomène d'étalement urbain car elles mettent en évidence de façon détaillée le développement des communes à la périphérie de la métropole rennaise. D'après la figure 10.11, les surfaces artificialisées de la commune ont quasiment doublé entre 1978 et 2001. Ce résultat est révélateur de l'ampleur du phénomène. Les études de [Aguejdad 2009] ont, en effet, démontré que les surfaces artificialisées, hors noyau urbain, du territoire de la communauté d'agglomération de Rennes ont été multipliées par deux au cours des années 1984 et 2005. La détection des changements à partir des images à THRS permet d'apporter des informations complémentaires, d'une part en permettant de localiser très précisément ces changements, et d'autre part en déterminant les classes au détriment desquelles les conversions d'usage des sols se sont produites. La méthode mise en oeuvre ici permet de discriminer les conversions d'une classe d'occupation du sol à une autre des modifications liées à des changements d'état.

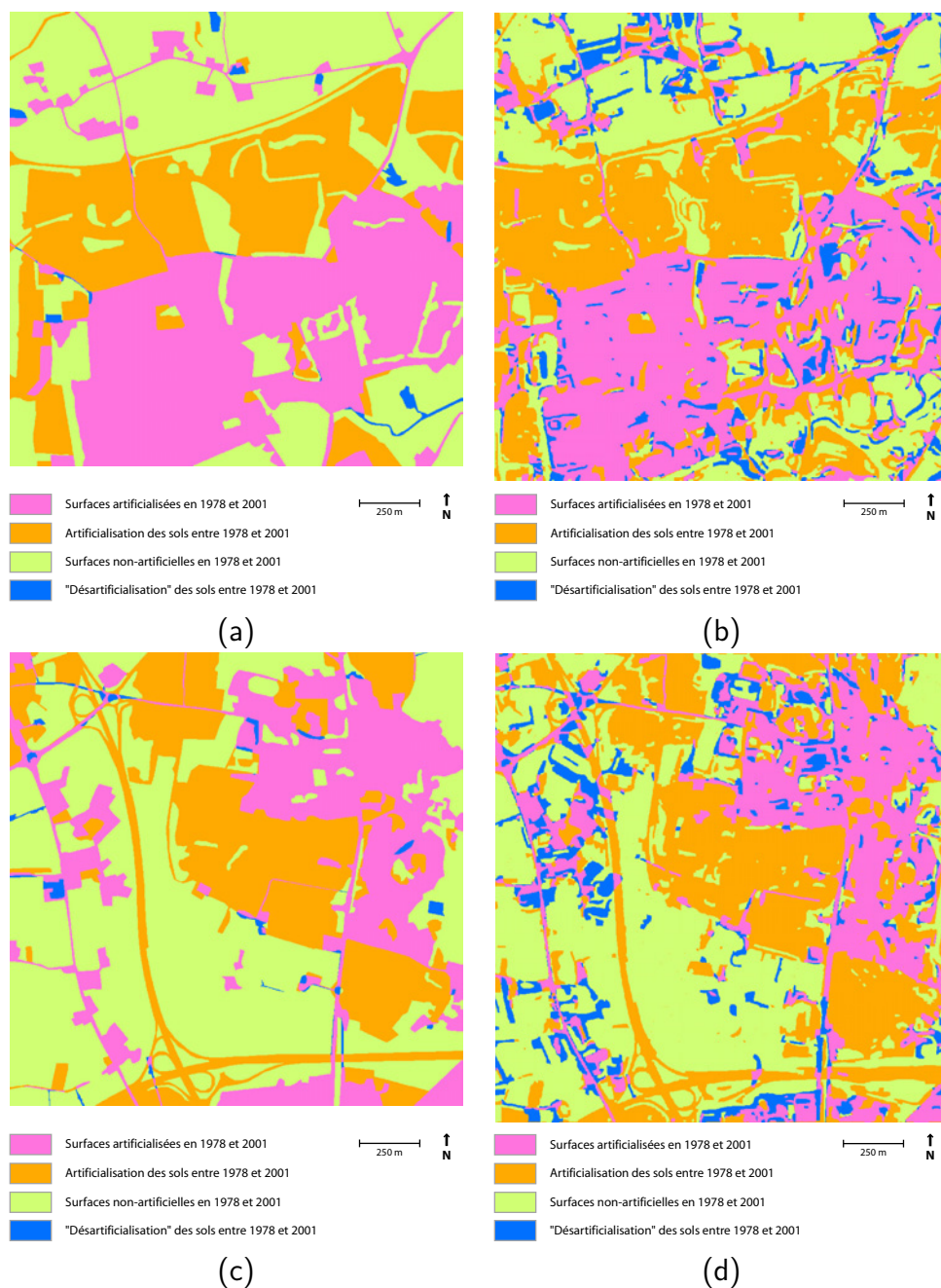


FIGURE 10.10 – Détection de changement à partir de la méthode par post-classification. (a) : vérité terrain du site d'étude 1 (Cesson-Sévigné); (b) : carte de changement en 4 classes sur le site d'étude 1 (Cesson-Sévigné); (c) : vérité terrain du site d'étude 2 (Saint-Grégoire); (d) : carte de changement en 4 classes sur le site d'étude 2 (Saint-Grégoire)

10.4. Détection de changements

Tableau 10.5 – Matrices de confusion pour la détection de changement à partir de la méthode par post-classification

			Classes de référence				Total
			Pas de changement		Changement		
			Urbain-Rural	Rural-Urbain	Urbain-Rural	Rural-Urbain	
Classes affectées	Pas de changement	Urbain-Rural	275537	23558	1572	17832	318499
		Rural-Urbain	12861	252818	2545	20487	288711
	Changement	Urbain-Rural	29562	43708	2961	1447	77678
		Rural-Urbain	45621	55198	702	212409	313930
Total			363581	375282	7780	252175	998818

(a) : matrice de transitions, zone 1 ($G = 0.75$; $K = 0.63$)

		Classes de référence		
		Pas de changement	Changement	Total
Classes affectées	Pas de changement	564774	42436	607210
	Changement	174089	217519	391608
	Total	738863	259955	998818

(b) : matrice de changements, zone 1 ($G = 0.78$; $K = 0.52$)

			Classes de référence				Total
			Pas de changement		Changement		
			Urbain-Rural	Rural-Urbain	Urbain-Rural	Rural-Urbain	
Classes affectées	Pas de changement	Urbain-Rural	175460	14377	3204	20486	213527
		Rural-Urbain	12485	353093	1408	28467	395453
	Changement	Urbain-Rural	33764	44178	4732	3276	85950
		Rural-Urbain	25643	62845	541	232903	321932
Total			247352	474493	9885	285132	1016862

(c) : matrice de transitions, zone 2 ($G = 0.74$; $K = 0.63$)

		Classes de référence		
		Pas de changement	Changement	Total
Classes affectées	Pas de changement	555415	53565	608980
	Changement	166430	241452	407882
	Total	721845	295017	1016862

(d) : matrice de changements, zone 2 ($G = 0.78$; $K = 0.52$)

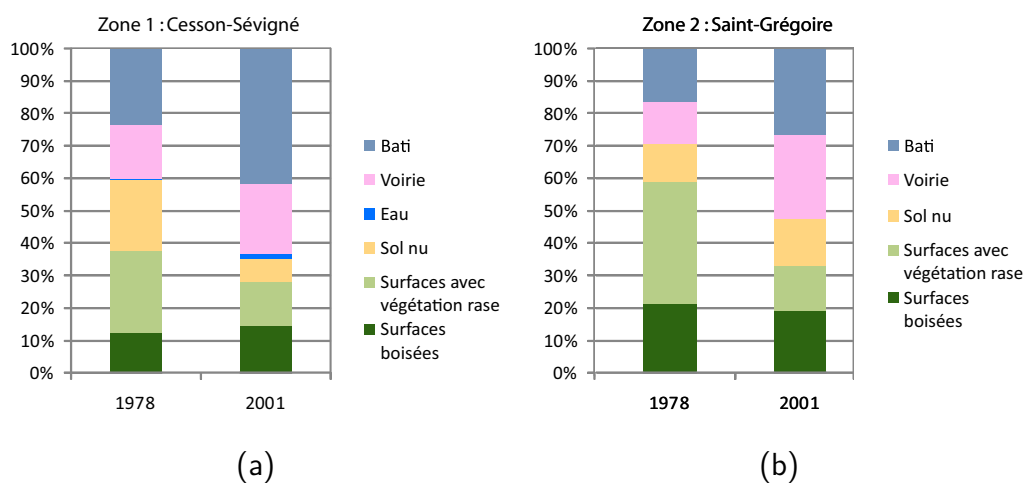


FIGURE 10.11 – Représentation des classes d’occupation du sol en 1978 et 2001. Les surfaces artificialisées de la commune ont quasiment doublé entre 1978 et 2001

Perspectives d'application des méthodes proposées

Sommaire

11.1	Segmentation d'images à THRS	226
11.1.1	Contribution de la texture et de la luminance	226
11.1.2	Exemple de segmentation à plus basse résolution	230
11.1.3	Conclusion sur la segmentation	230
11.2	Estimation de l'orientation	231
11.2.1	Application aux mouvements fluides	231
11.2.2	Application à la détection et à la caractérisation de parcelles viticoles	233

Dans cette troisième partie, les outils développés dans cette thèse ont été appliqués à des photographies aériennes en milieu périurbain. Cependant, l'ensemble de ces outils, qui repose sur l'analyse de motifs texturés, peut faire l'objet d'applications plus variées. Dans le domaine de la télédétection, ils peuvent répondre à de nombreuses problématiques, quel que soit la résolution spatiale des données de télédétection ou le type de milieu considéré, à condition que la texture soit un facteur discriminant.

Par ailleurs, les outils développés distinguent des textures « naturelles » (tissus, bois...), une démonstration ayant été réalisée dans la partie 2 à partir de textures de Brodatz. On peut donc considérer que ces outils peuvent aussi trouver des applications dans des domaines autres que la télédétection tels que le domaine médical, aéronautique ou industriel.

Dans les sections suivantes, nous présentons des exemples d'applications pour des méthodes de segmentation et d'estimation d'orientation développées dans cette thèse. Dans la première section, la méthode de segmentation a été appliquée à des images à THRS de sources variées (images satellitaires et photographie aérienne) correspondant à des milieux différents (agricole et urbain). Enfin, la seconde section présente des applications de la méthode d'estimation d'orientation de texture dans le cadre de la détection et de la caractérisation de mouvements fluides et de parcelles viticoles.

11.1 Segmentation d'images à THRS

Afin de mettre en perspective les résultats obtenus à partir des photographies aériennes de 1978 et 2001 sur le secteur périurbain de l'agglomération rennaise avec la méthode de segmentation que nous avons développée et présentée dans le chapitre 5, nous avons appliqué cette méthode dans d'autres contextes paysagers et/ou sur d'autres types d'images.

Ainsi, nous avons évalué cette méthode en l'appliquant à trois images en niveaux de gris de sources différentes : une photographie aérienne, et deux images satellitaires à THRS (une image panchromatique Kompsat et une image panchromatique Quickbird). Ces trois images ont une résolution spatiale de 1 mètre. La photographie aérienne a un spectre correspondant au domaine du visible et les images panchromatiques ont un spectre de mesure compris entre $0.45\mu m$ et $0.90\mu m$. La photographie aérienne représente un paysage viticole dans le bassin d'Helderberg en Afrique du Sud. Les images satellitaires présentent un milieu périurbain à l'interface ville-campagne. L'image Quickbird est localisée à Rennes, tandis que l'image Kompsat est centrée sur le site de Pleine-Fougères.

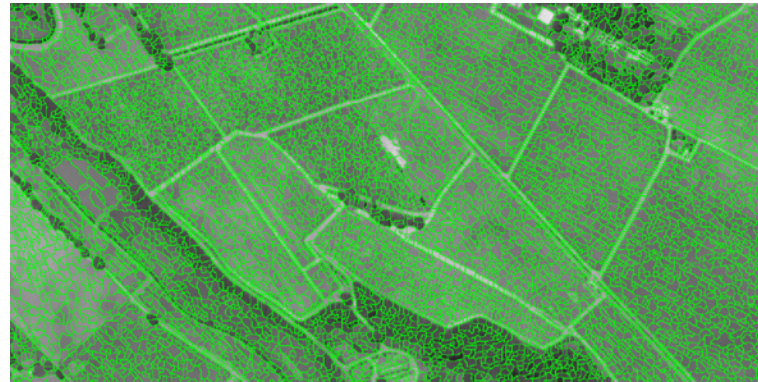
Les résultats des trois modèles fonctionnels (LPE, Agrégation des petits objets, Agrégation des grands objets présentés au chapitre 5) apparaissent respectivement pour chaque image testée : photographie aérienne (Figure 11.1), image Kompsat (Figure 11.2), image Quickbird (Figure 11.3).

11.1.1 Contribution de la texture et de la luminance

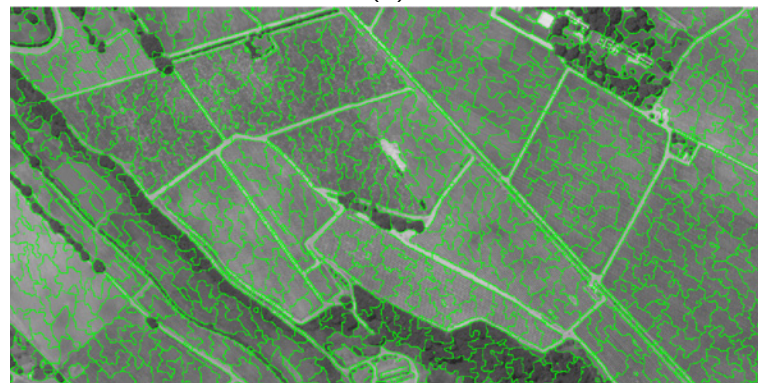
L'analyse de chaque modèle montre que la LPE détecte précisément les contours de chaque objet mais que le résultat reste cependant sur-segmenté. L'agrégation des régions en fonction de leur luminance, qui limite la création d'objet à 500 pixels, permet d'obtenir un ensemble de régions de luminance et de taille homogènes. La dernière étape consiste à agréger les régions à partir de mesures de luminance et de textures fusionnées à l'aide de la théorie des évidences.

Si l'on s'intéresse de plus près aux images traitées, on observe sur la photographie aérienne que la méthode regroupe correctement les motifs fortement texturés des vignes. Les images Kompsat et Quickbird sont plus complexes, car elles associent les milieux urbain et rural qui représentent deux types de paysages distincts pouvant faire l'objet d'une analyse à des échelles différentes. La méthode s'avère particulièrement adaptée puisqu'elle reproduit correctement les objets larges tout en préservant les plus petits. Les parcelles agricoles sont bien délimitées tout comme les maisons, les jardins et les routes qui sont particulièrement filiformes.

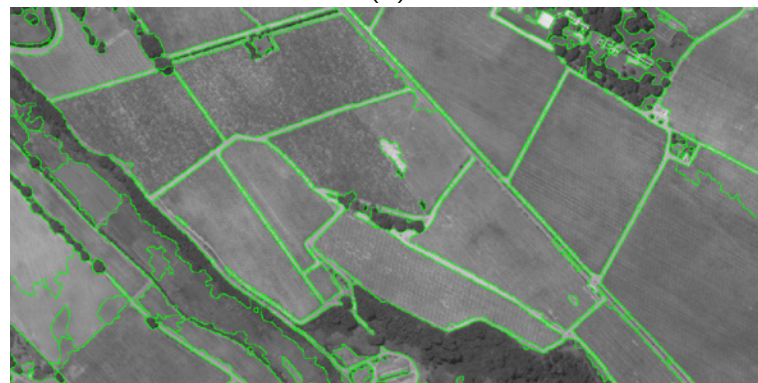
L'évaluation de la segmentation selon les indices d'Ortiz et Oliver [Ortiz & Oliver 2006] (cf. chapitre 5) confirme que les segmentations sont globalement cohérentes avec un indice $CG > 50\%$ pour les trois images (Tableau 11.1). On remarque que la méthode affiche des résultats nettement supérieurs en milieu



(a)



(b)



(c)

FIGURE 11.1 – Segmentation de la photographie aérienne (paysage viticole dans le bassin d’Helderberg, Afrique du Sud). (a) : segmentation par LPE (étape 1); (b) : agrégation des petits objets (étape 2); (c) : agrégation des grands objets (étape 3)

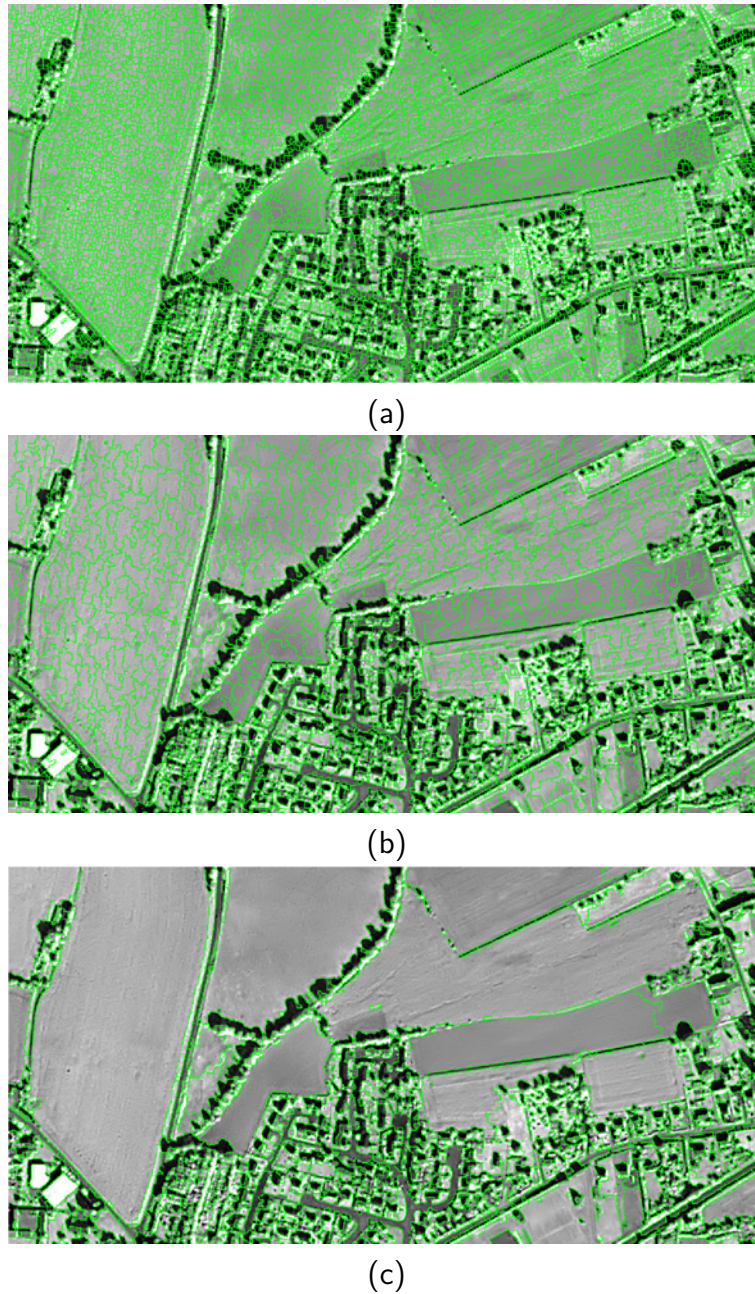


FIGURE 11.2 – Segmentation de l'image satellitale Kompsat (milieu périurbain, Pleine-Fougère). (a) : segmentation par LPE (étape 1); (b) : agrégation des petits objets (étape 2); (c) : agrégation des grands objets (étape 3)

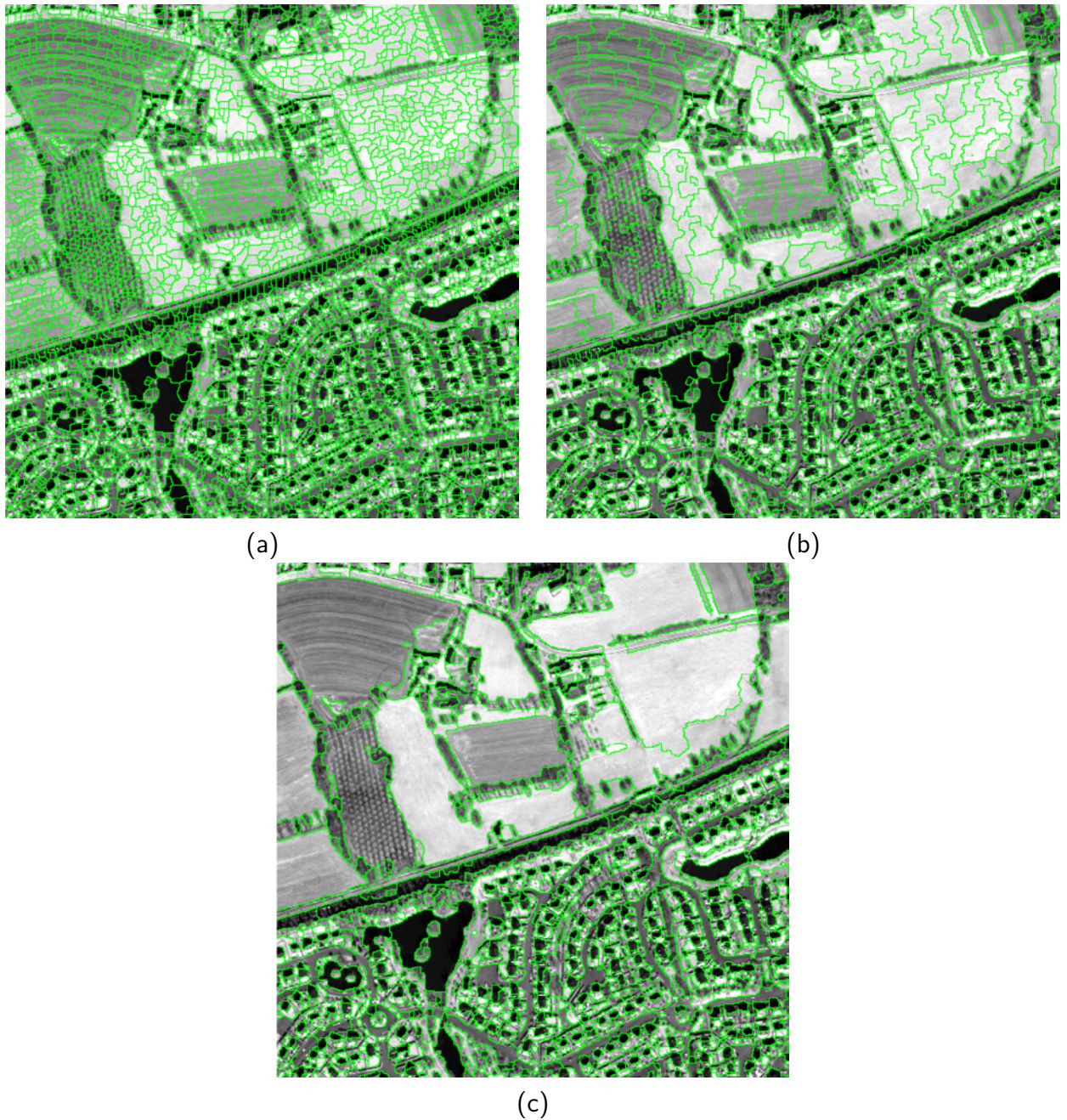


FIGURE 11.3 – Segmentation de l'image satellitale Quickbird (milieu périurbain, Rennes). (a) : segmentation par LPE (étape 1); (b) : agrégation des petits objets (étape 2); (c) : agrégation des grands objets (étape 3)

Tableau 11.1 – **Test avec textures, luminance et texture + luminance**

	Photographie aérienne			Image Quickbird			Image Kompsat		
	CG	OS	US	CG	OS	US	CG	OS	US
Texture (T)	74.00	78.10	14.63	54.95	75.51	25.90	64.18	90.23	19.34
Luminance (L)	83.65	97.23	4.48	55.92	80.65	55.92	71.29	78.63	12.41
T + L	87.70	21.00	3.65	52.64	44.67	30.51	69.78	37.65	16.12

rural qu'en milieu urbain. Cela est principalement dû à la sur-segmentation du milieu urbain. Enfin des expérimentations de segmentations menées à partir d'une mesure unique de texture ou de luminance ont été réalisées. Les résultats sont moins bons et présentent tous la particularité d'être sur-segmentés. Ces expérimentations illustrent la contribution mutuelle de la texture et de la luminance de la méthode développée. L'utilisation conjointe de ces deux composantes permet de diminuer considérablement la sur-segmentation et d'améliorer les résultats de manière significative.

11.1.2 Exemple de segmentation à plus basse résolution

Si l'on souhaite segmenter uniquement les objets les plus larges, il est possible de définir un nombre de décompositions en ondelettes plus élevé de manière à ce que la méthode traite l'image à des résolutions plus basses. Dans un tel cas, la méthode prend davantage en compte les contours des objets les mieux représentés, une information de luminance plus générale et les patterns des textures à une échelle plus grande. Cela peut être particulièrement intéressant dans le cas où l'on souhaite segmenter le milieu urbain en un unique objet. La figure 11.4 présente un exemple de résultat sur l'image Quickbird à l'aide d'une décomposition en ondelettes sur trois niveaux. L'ensemble du milieu urbain a été correctement délimité, les espaces en eaux enclavés n'y ont pas été agrégés, et les principaux objets caractérisant le paysage agricole (parcelles, bois, haies) ont été conservés.

11.1.3 Conclusion sur la segmentation

Dans cette partie, nous avons appliqué avec succès la méthode de segmentation, initialement conçue pour répondre à la problématique de détection de changement en milieu périurbain, afin de détecter des objets avant de les classer sur des images représentant des paysages ruraux et urbains. La méthode a été validée à partir d'images en niveaux de gris issues de trois capteurs différents : une photographie aérienne, une image satellite panchromatique Kompsat et Quickbird. Les résultats mettent en évidence que la technique est particulièrement adaptée pour délimiter correctement des objets de forme et de taille différentes selon leurs caractéristiques de luminance et de texture.



FIGURE 11.4 – **Segmentation à plus basse résolution.** La segmentation a été réalisée à partir d'une décomposition en ondelettes de 3 niveaux

11.2 Estimation de l'orientation

Dans cette section, deux exemples d'application sont présentés afin de mettre en évidence la transposabilité de la méthode initialement appliquée pour caractériser un paysage périurbain à des domaines d'application différents.

11.2.1 Application aux mouvements fluides

La première application concerne le domaine de l'aéronautique et des mouvements fluides. Dans certains systèmes de visualisation, on suit le mouvement du fluide à l'aide de méthodes dites « PTV » (pour *Particle Tracking Velocimetry*). Ces techniques consistent à ensemercer un fluide à l'aide de particules fluorescentes qui servent de traceur. Dans un second temps, on capture le mouvement de ces particules sur un temps suffisamment long (par rapport à la vitesse de l'écoulement) afin d'observer leur trace temporelle. Cela génère donc localement un motif dont l'orientation est liée à la vitesse d'écoulement, comme on peut le voir dans les figures 11.5(a)(c).

À partir d'une fenêtre glissante, nous avons alors estimé la valeur de l'orientation en chaque pixel de l'image à l'aide de la technique proposée dans le chapitre 6. Les figures 11.5(a-d) présentent des résultats intéressants. On remarque en effet que les orientations sont cohérentes avec la vitesse de l'écoulement dans les différentes zones de tourbillons (l'angle varie linéairement) et homogènes (l'angle est plus ou moins constant).

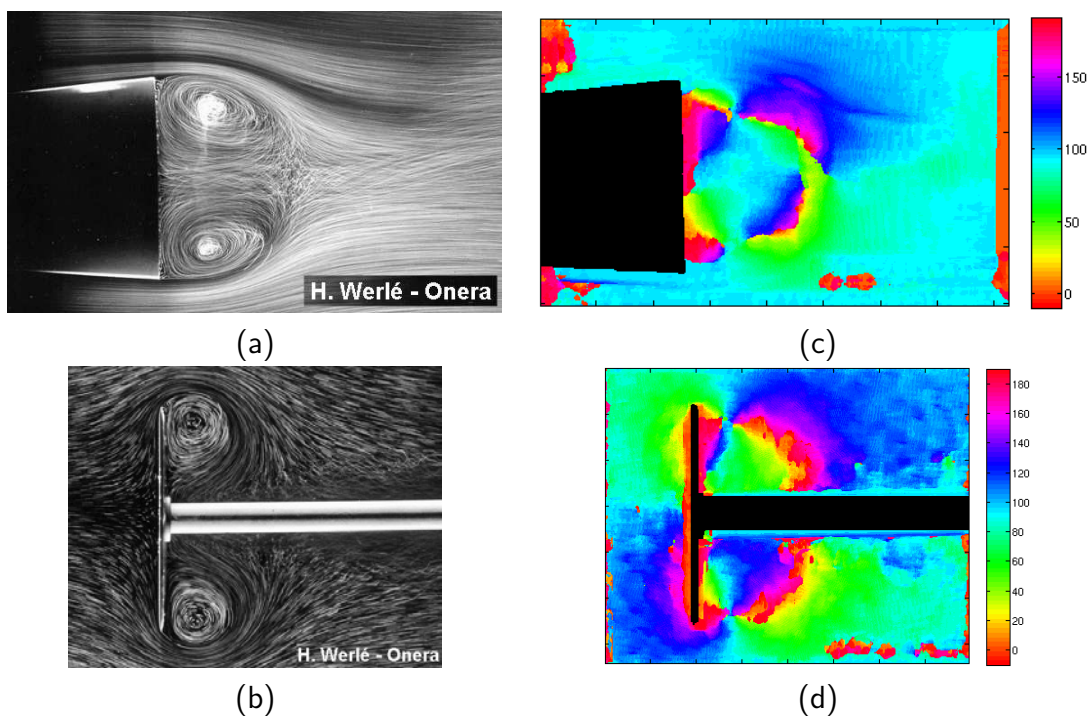


FIGURE 11.5 – Exemples d'application aux mouvements fluides. (a–b) : images issues de méthodes « PTV » ; (c–d) : cartes des orientations (un angle est estimé en chaque point de l'image)

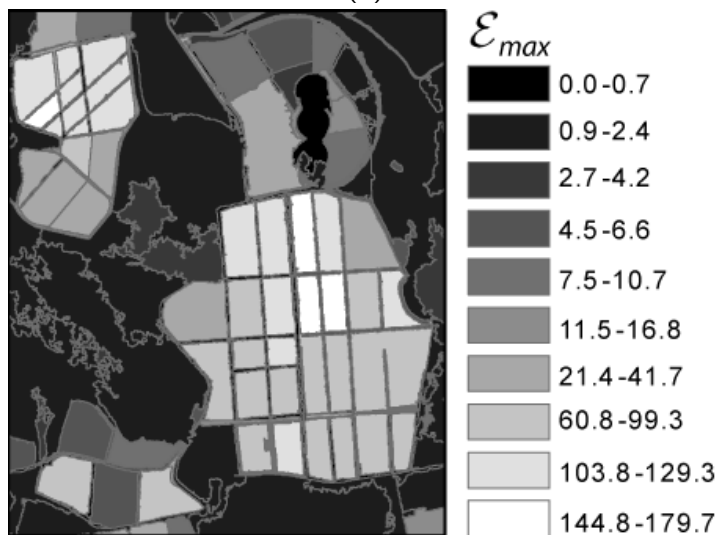
11.2.2 Application à la détection et à la caractérisation de parcelles viticoles

La seconde application consiste à identifier des parcelles de vigne à partir d'images à THRS et à estimer l'orientation des rangs de vigne pour chaque parcelle. La zone d'étude se situe en Afrique du Sud où les données sur l'occupation du sol font défaut. Les informations sur l'orientation des rangs de vigne intéressent particulièrement les climatologues qui se penchent sur l'impact du changement climatique sur la qualité de la production viticole. L'orientation des rangs peut, en effet, être considérée comme une nouvelle source d'information pour la modélisations de microclimats à l'échelle d'une parcelle.

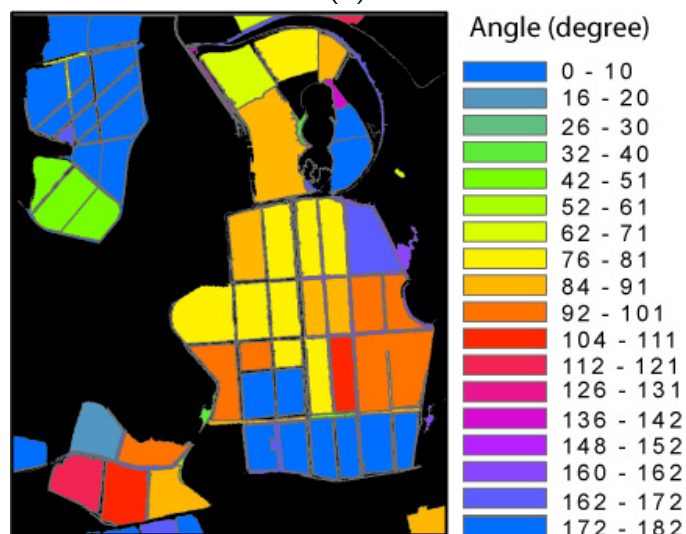
La méthode a été appliquée sur des objets pré-segmentés. Les résultats sont présentés sur la figure 11.6. Comme on peut le constater, la valeur \mathcal{E}_{max} permet d'extraire l'ensemble des parcelles de vignes et la mesure d'orientation par objet permet de déterminer l'orientation des rangs par parcelles (Figure 11.6). Ce travail a fait l'objet d'une publication [Lefebvre *et al.* 2010], on redirige ainsi le lecteur vers celle-ci pour plus de détails concernant cette application.



(a)



(b)



(c)

236 **FIGURE 11.6 – Exemples d'application à la détection et à la caractérisation de parcelles viticoles.** (a) : Photographie aérienne ; (b) : valeur de \mathcal{E}_{max} pour chaque parcelle ; (c) : carte des orientations des rangs de vignes.

CONCLUSION DE LA TROISIÈME PARTIE

Cette troisième partie est dédiée à l'application de la chaîne de prétraitements et de traitements développés dans la deuxième partie sur un secteur périurbain de l'agglomération de Rennes, afin de mettre en évidence les changements d'occupation des sols intervenus sur une période de vingt-trois ans.

Les objectifs de cette partie étaient sur le plan thématique de détecter les changements en identifiant les conversions et les modifications d'usage des sols qui se sont produites sur une période de vingt-trois ans dans un secteur périurbain, ce qui représente un enjeu important pour les urbanistes et aménageurs, et sur le plan méthodologique d'évaluer les méthodes développées sur un cas d'application se situant dans un milieu hétérogène présentant des changements très diversifiés.

La zone d'étude retenue pour l'application des méthodes développées est Rennes Métropole, agglomération de taille moyenne qui a connu une croissance très importante sur le plan démographique et économique depuis une quinzaine d'années. Cette forte croissance s'est traduite par une artificialisation très importante des sols, que Aguejdad a mis en évidence sur une période récente de vingt ans à partir d'images satellitales à haute résolution spatiale [Aguejdad 2009]. Il a ainsi montré que la tache urbaine progressé d'environ 67 % de 1984 à 2005, soit une moyenne de 190 ha par an, ou un peu plus d'un 1 ha tous les deux jours, et que cette progression s'était effectuée surtout au détriment des secteurs cultivés (prairies et cultures) et beaucoup moins des bois. Par ailleurs, ses résultats mettent aussi en lumière le fait que la ville, au fur et à mesure qu'elle s'étend, intègre de plus en plus d'espaces « naturels », ce qui traduit les politiques de la ville qui ont visé à intégrer davantage de nature en ville.

Au vu des prévisions de croissance de la population et des activités à cours et moyen termes sur la métropole de Rennes, les gestionnaires de l'agglomération ont à faire face à plusieurs enjeux environnementaux, et plus particulièrement à la restauration de la qualité de l'eau et à la gestion des milieux naturels. En ce qui concerne cette dernière, ils souhaitent aborder la question de la nature en ville non plus sous l'angle de l'intégration de la nature en ville, mais sous celui de la ville dans la nature, afin de maintenir la biodiversité et le bon fonctionnement des écosystèmes, de répondre aux aspirations des citoyens qui veulent disposer d'espaces d'agrément, de lieux de promenades et de pratiques sportives, de jardins familiaux... , et de valoriser l'espace urbain en améliorant le confort et le cadre de vie. Cela nécessite d'aborder l'occupation des sols et leur suivi à différentes échelles : celles de la ville-archipel, de la commune, du quartier, de l'îlot et de la parcelle.

Pour cela, il est nécessaire d'utiliser des images à THRS : les images à HRS de type Landsat ou SPOT ne permettent pas de caractériser l'occupation du sol de façon très détaillée, les unités cartographiées ayant une taille minimale de 1 ha environ : les conversions ou modifications intervenues sur des objets ayant une taille inférieure à 1 ha ne peuvent pas être détectées, ce qui entraîne une sous-estimation des changements et ne permet pas de qualifier très précisément l'urbanisation (types d'activités, densité de bâti) ; de plus, ces données ne sont pas disponibles avant les années 80, ce qui limite l'étude des changements à une période assez récente.

Nous avons donc appliqué les méthodes développées précédemment afin d'effectuer un suivi des changements d'occupation des sols sur le milieu périurbain à une échelle fine. Les changements d'occupation et d'utilisation des sols produits entre 1978 et 2001 ont été détectés à partir d'une photographie aérienne en noir et blanc et d'une image panchromatique Quickbird sur deux secteurs test. Deux approches de classification ont été comparées : une détection de changement « image-à-image » et une autre par post-classification.

Les taux de classifications obtenus pour chaque image, qui varient de 78 % à 85 %, montrent l'intérêt d'exploiter la texture pour classer des images à THRS. Les taux de classifications de changements entre deux dates, qui varient de 73 % à 80 % et avec une légère supériorité de l'approche post-classification sur l'approche « image à image », peuvent être considérés comme très satisfaisants. Les résultats obtenus montrent qu'il est possible de détecter automatiquement un changement à grande et/ou à petite échelle, de discriminer un objet ayant une texture homogène d'un objet à texture orientée et de mesurer la ressemblance entre deux objets. Les méthodes de détection mises en oeuvre ont permis d'identifier précisément les conversions d'usage du sol : par exemple les surfaces sujettes à une artificialisation qui accélèrent le transfert des flux vers les cours d'eau et qui, dans certains cas, provoquent des ruptures dans les continuités écologiques (corridors), ou encore le maintien de petits boisements qui peuvent jouer un rôle dans les corridors écologiques, selon le modèle des pas japonais. La méthode a aussi permis de détecter des modifications d'occupation des sols, par exemple des changements de pratiques culturelles dans les parcelles agricoles périurbaines, ce qui traduit des changements d'usages de ces espaces sous la pression urbaine.

Enfin, afin d'évaluer la généralité des méthodes développées, elles ont été appliquées à d'autres données, à un autre milieu dans un paysage viticole, et à une autre application, le suivi de fluides dans le domaine aéronautique. Nous avons focalisé notre attention sur les phases de segmentation et de réorientation de la texture, car la qualité des images qui en résultent conditionnent grandement la qualité des classifications et de la détection de changement. Ainsi, la méthode de segmentation a été appliquée sur une photographie aérienne représentant un paysage viticole en Afrique du Sud, et deux images satellitales Kompsat et Quickbird centrées respectivement sur un paysage rural

11.2. Estimation de l'orientation

(Site de Pleine-Fougères) et un paysage périurbain (Site de Rennes). Les résultats mettent en évidence que cette méthode de segmentation est particulièrement adaptée pour délimiter correctement des objets de forme et de taille différentes selon leurs luminance et texture. De même, l'application de la méthode de ré-orientation de la texture à un milieu et un domaine d'application très différents de la détection de changements en milieu péri-urbain ont confirmé l'intérêt de la méthode. Elle a permis d'effectuer le suivi de fluides dans le domaine aéronautique, d'identifier des parcelles viticoles et les de caractériser en fonction de l'orientation des rangs de vigne.

Les résultats présentés dans cette partie ont fait l'objet de plusieurs publications :

1. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., Développement d'une méthode orientée-objet basée sur une transformée d'ondelettes et la théorie des évidences de Dempster-Shafer pour la caractérisation et le suivi des changements d'occupation des sols : Application à la métropole de Rennes, *Revue Internationale de Géomatique* (Soumis en nov. 2010)
2. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2009. Discrimination de textures dans des images à Très Haute Résolution Spatiale pour l'analyse du changement. *ORA-SIS '09, Congrès des jeunes chercheurs de vision par ordinateur*, Trégastel, 2009.
3. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2008. Object-oriented approach and texture analysis for change detection in very high resolution images, *IGARSS '08, International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Boston, USA, 2008, 7-11 July 2008, IV - 663-IV - 666.
4. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2011. Estimation of the orientation of textured patterns via wavelet analysis. *Pattern Recognition Letters*, 32(2) :190-196.
5. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2010. Segmentation of very high spatial resolution panchromatic images based on wavelets and evidence theory. *Image and Signal Processing for Remote Sensing XVI, Proc. SPIE*, 20-23 September 2010. Toulouse, France, vol. 7830, 1-13.
6. Lefebvre A., Corpetti T., Hubert-Moy L., 2009. Détection de changements dans des images à Très Haute Résolution Spatiale par analyse de texture : application en milieu périurbain. In *Neuvièmes Rencontres de Théo Quant*, Besançon.

Conclusion générale

Les données de télédétection à haute résolution spatiale de type Landsat ou SPOT ne permettant pas d'effectuer un suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols à une échelle fine et sur une période de temps supérieure à vingt-cinq ans, nous avons formulé l'hypothèse que les images de télédétection à THRS pourraient être exploitées pour identifier, qualifier, quantifier localiser et déterminer précisément l'évolution de l'empreinte spatiale des changements se produisant sur des surfaces terrestres de taille réduite, couvrant quelques centaines de km² au plus.

Or, ces données, qui comprennent des photographies aériennes anciennes et récentes ainsi que des images satellitales disponibles depuis seulement une dizaine d'années, sont très hétérogènes et présentent la particularité d'être très texturées. Il est donc nécessaire de développer des méthodes de prétraitement et de traitement adaptées à ce type d'images.

L'objectif principal qui a été poursuivi dans cette thèse est donc le développement de méthodes permettant d'analyser les données à THRS pour finalement identifier et caractériser automatiquement des changements affectant de petites surfaces à partir de données à THRS acquises à différentes dates et provenant de différentes sources. L'application principale qui a été choisie est le suivi de changements d'occupation des sols dans les milieux urbain/périurbain, car l'hétérogénéité de ces milieux et la diversité des changements auxquels ils sont soumis en font un champ d'expérimentation de choix pour évaluer les méthodes développées. En conséquence, si l'objectif principal de la thèse est clairement méthodologique et si elle vise à développer des méthodes les plus génériques possibles, elle est sous-tendue par un objectif thématique qui est de pouvoir effectuer un suivi fin de l'occupation des sols en milieu périurbain depuis les années cinquante.

Afin d'atteindre ces objectifs, nous avons développé toute une chaîne de traitements basée sur une représentation du contenu des images par les coefficients d'une transformation en ondelettes. Visant à détecter des changements entre deux images, elle repose sur la comparaison des propriétés de texture des objets observés, afin de ne pas utiliser exclusivement ou essentiellement l'information spectrale de l'image mais de se focaliser davantage sur l'information spatiale qu'elle contient.

Le développement de méthodes de traitement des données a été précédé d'une phase de prétraitements adaptés aux photographies aériennes, les protocoles associés aux images satellitales étant déjà bien définis par ailleurs. Nous avons ainsi développé un outil de correction de l'effet de vignettage basé sur l'utilisation des ondelettes et de l'analyse de textures. La méthode a été appliquée avec succès sur des images tests.

La méthode finale de détection des changements comporte quatre étapes successives, correspondant chacune à un développement méthodologique particulier : la première étape, basée sur une décomposition en ondelettes, consiste à segmenter l'image en objets d'intérêt en créant d'abord un ensemble d'objets sur-segmentés par une méthode de ligne de partage des eaux. Dans un second temps, ces objets sont regroupés selon un ensemble de critères de luminance et de texture. Ces derniers sont fusionnés en utilisant la théorie des évidences de Dempster-Shafer ; la seconde étape correspond à la détection et à l'estimation de l'orientation dominante des textures de l'image afin de déterminer l'orientation globale des textures contenues dans des objets préalablement segmentés et de les redresser selon un même axe. La méthode proposée consiste à détecter des textures anisotropes à partir de décompositions en ondelettes successives, estimer l'orientation de ces textures en recherchant l'orientation de l'objet pour laquelle les coefficients des composantes dans une direction donnée concentrent le plus d'énergie, et à redresser ces textures selon un même axe. La troisième étape est celle de la classification des objets segmentés qui est effectuée de façon supervisée en comparant les objets de l'image en fonction de leur similarité avec des objets choisis lors d'une étape d'apprentissage. La comparaison des objets repose sur des critères de luminance et de texture qui sont fusionnés en utilisant la théorie des évidences de Dempster-Shafer ; Enfin, la quatrième étape consiste à détecter des changements entre deux images en utilisant les composantes d'une transformée en ondelettes pour extraire des informations relatives à la luminance et à la texture des objets aux deux dates et les comparer afin de discriminer les types de transition d'un mode d'occupation des sols à un autre. La détection et la caractérisation du changement sont réalisées à partir du calcul d'un vecteur de changement original s'appuyant sur des combinaisons de distances entre distributions issues de la décomposition en ondelette des objets segmentés. Des résultats très satisfaisants ont été obtenus sur les images tests pour ces quatre types de méthodes : par exemple, les indices de précision des classifications appliquées sur une image sont toujours supérieurs à 0.9 et la méthode de détection a permis de détecter 97 % des changements et d'identifier 83 % des transitions s'étant produits d'un mode d'occupation du sol à un autre.

Sur le plan méthodologique, la recherche de la généricité, de l'automatisation et de la simplicité d'utilisation ont guidé le développement des outils :

- Au niveau des pré-traitements, la méthode de correction du vignettage présente l'intérêt de permettre de s'affranchir de l'absence d'informations sur le capteur, de support de calibration et peut s'appliquer à un nombre important de clichés.
- Au niveau des traitements, l'intérêt de la segmentation est d'être invariante au niveau de gris moyen de l'image pour segmenter les objets d'intérêt dans l'image à THRS. De plus, le niveau de paramétrage à effectuer par l'opérateur est très

11.2. Estimation de l'orientation

limité, la prise de décision étant effectuée à partir d'un seul critère qui synthétise les caractéristiques de luminance et de texture de l'objet.

La méthode d'estimation de l'orientation dominante des textures permet quant à elle d'assurer l'invariance par rotation lors de la détection des changements, et ainsi de ne pas considérer comme un changement d'occupation des sols des changements d'orientation des rangs de cultures ou de labours. Au niveau de la méthode de classification, la prise de décision est facilitée, puisqu'elle est effectuée, à l'instar de la segmentation, à partir d'un seul critère qui synthétise les caractéristiques de luminance et de texture de l'objet. Enfin, la méthode de détection de changement permet, à partir d'un vecteur de changement, de détecter automatiquement un changement de luminance et de texture correspondant à des changements d'intensité et de nature variables.

D'un point de vue thématique, l'application des méthodes développées sur des photographies aériennes acquises en 1978 et 2001 a permis de mettre évidence des changements d'occupation des sols intervenus sur une période de vingt-cinq ans sur un secteur périurbain de l'agglomération de Rennes en identifiant précisément les conversions d'usage du sol telles que l'artificialisation des terres par les routes ou de petits éléments de bâtis qui ont une faible empreinte au sol, ou l'apparition de petits boisements qui peuvent constituer un élément d'une continuité écologique. Des modifications d'occupation des sols telles que des changements de pratiques culturelles dans les parcelles agricoles périurbaines, qui traduisent des changements d'usages de ces espaces sous la pression urbaine, ont aussi pu être observés.

D'un point de vue méthodologique, cette application a confirmé l'intérêt d'exploiter la texture pour classer des images à THRS, les taux de classifications obtenus pour chaque image et les taux de classifications de changements entre deux dates, qui varient respectivement de 78 % à 85 % et de 73 % à 80 %, étant très satisfaisants.

L'ensemble de la chaîne de prétraitements et de traitements d'images à THRS qui a été mise en oeuvre dans le cadre de cette thèse est a priori reproductible et applicable à d'autres types de données comme l'a montré l'exemple de segmentation effectué à partir d'une image Quickbird sur le même milieu périurbain de l'agglomération rennaise, mais aussi à d'autres types de paysages et d'autres domaines d'application, comme l'ont montré les exemples de réorientation de la texture pour l'identification et la caractérisation des parcelles de vigne sur un secteur localisé en Afrique du Sud, ou la mesure de mouvements fluides dans le domaine de l'aéronautique. Comme extensions, notons que :

- L'étape de détection de changement résulte de la mise en chaîne d'une série de quatre traitements (correction de vignettage, segmentation, réorientation des

textures, mesure du changement). A l'issue de chaque étape, il est possible de fournir une mesure spatialisée de la précision obtenue (par exemple, pour la segmentation, l'information liée à l'incertitude lorsque l'on fusionne deux objets est disponible). Cette information de précision de la méthode à l'étape N est pour l'heure inexploitée dans les étapes $M > N$. Nous nous attacherons donc à intégrer cette information d'incertitude afin d'améliorer la précision finale des changements détectés.

- Nous prévoyons également de réaliser les étapes de segmentation et de détection de changement de manière jointe plutôt que de les appliquer successivement. En effet, dans certaines zones, la segmentation peut être incertaine (en raison de facteurs comme les ombres, etc...) mais la mesure de changement peut être plus nette (si un nouvel élément a été intégré), et inversement. Il sera alors plus judicieux de mener, de manière itérative, ces deux étapes de manière couplée afin d'améliorer la précision de la segmentation et de la détection de changements.

D'un point de vue thématique, les perspectives d'application sont nombreuses. En milieu urbain, elles ont d'ores et déjà commencé dans le cadre du projet « Évaluation des trames vertes urbaines et élaboration de référentiels : une infrastructure entre esthétique et écologie pour une nouvelle urbanité » du programme ANR « Villes Durables », pour déterminer l'évolution de l'occupation des sols à l'échelle de Rennes Métropole et de l'agglomération d'Angers afin de contribuer à la cartographie de la trame verte en ville, avant d'être étendue à d'autres villes. En milieu rural, des applications sont envisagées pour cartographier les modes de gestion des prairies afin d'évaluer l'impact de pratiques agricoles sur la qualité de l'eau.

Table des figures

1.1	Les facteurs de changements d'un point de vue spatial (dans [Blaschke 2003])	12
1.2	Quatre cas illustrant la relation entre la perte, la fragmentation et le changement de qualité des habitats dans un paysage délimité (dans [Franklin <i>et al.</i> 2002])	17
1.3	Les capteurs spatiaux d'observation de la Terre de 1972 à aujourd'hui : La résolution spatiale des capteurs ne cesse d'augmenter	22
1.4	Plan de vol d'une mission aéroportée (modifiée de [Bariou 1978])	23
1.5	Sensibilité spectrale des photographies aériennes et d'un capteur spatial à THRS	25
1.6	Calcul de l'échelle d'une photographie aérienne (modifié de [Provencher & Dubois 2007])	25
1.7	Nombre de capteurs à THRS disponibles depuis 1999. Leur nombre a été multiplié par 5 en 10 ans	27
1.8	Fauchée des satellites à THRS en fonction de leur résolution spatiale. Plus la résolution spatiale est importante et plus la fauchée se réduit	27
1.9	Exemple de la fusion d'une image multi-spectrale et d'une image panchromatique à partir du capteur Quickbird : (a) image multispectrale, (b) image panchromatique, (c) image fusionnée	28
1.10	Représentation d'un objet en fonction de la résolution spatiale d'une image (dans [Campbell 2006]). De (a) à (d), la résolution devient plus grossière. En conséquence, le nombre de pixels mixtes augmente	30
1.11	Étude de la variance de différents paysages en fonction de la résolution spatiale à partir d'une photographie aérienne de 1978 d'une résolution spatiale de 1 mètre : (a-b) paysage urbain ; (c-d) paysage rural ; (e-f) paysage forestier. Le pic de variance définit la résolution optimale d'identification	31
1.12	Étude de la variance de différents types d'occupation du sol en fonction de leur résolution spatiale à partir d'une photographie aérienne de 2001 d'une résolution spatiale de 0.5m : (a-b) champ de céréales ; (c-d) prairie ; (e-f) forêt. Le pic de variance définit la résolution optimale d'identification	32
1.13	Étude de la structure de différents paysages à partir de variogrammes dans les directions horizontale (en rouge) et verticale (en bleu) : (a-b) paysage urbain ; (c-d) paysage rural ; (e-f) paysage forestier. La forme du variogramme caractérise la structure des paysages	36

1.14	Étude de la structure de différents types d'occupation du sol à partir de variogrammes dans les directions horizontale (en rouge) et verticale (en bleu) : (a-b) champ de céréale ; (c-d) prairie ; (e-f) forêt. La forme du variogramme caractérise la structure du type d'occupation du sol	37
1.15	Sources d'erreurs dans la procédure de détection de changements par télédétection (modifiée de [Biging <i>et al.</i> 1998]). Les erreurs s'accumulent tout au long de la chaîne de traitements	38
2.1	Exemples de textures de différents types d'occupation du sol extraits de photographies aériennes (résolution spatiale = 0.5×0.5 cm) : (a) prairie, micro-texture de type isotrope ; (b) vigne, micro-texture de type anisotrope ; (c) céréale, macro-texture de type anisotrope ; (d) forêt, macro-texture de type isotrope	45
2.2	Exemple de calcul de matrices de cooccurrence à partir d'une image de dimension 4×5 ayant 4 niveaux de gris (dans [Delenne 2006])	47
2.3	Exemple de matrices de cooccurrence. (a) : prairie ; (b) : céréale ; (c) : prairie + céréale ; (d, e, f) : représentation de leur matrices de cooccurrence en 32 niveaux de gris pour $\theta = 90^\circ$ et $d = 1$	48
2.4	Exemple de deux textures dont les distributions de niveaux de gris sont identiques (dans[Germain 1997]). (a) : texture anisotrope ; (b) : texture isotrope. Contrairement aux méthodes statistiques basées les histogrammes, les matrices de cooccurrence reposent sur l'arrangement des pixels et peuvent distinguer ces deux exemples.	48
2.5	Exemple de textures qui ne peuvent pas être distinguées par les matrices de cooccurrence (dans [Maitre 2003]). Le motif a été transposé verticalement et ni la direction θ ni la distance d d'analyse ne peuvent les discriminer	49
2.6	Représentation d'une ligne d'une image comme un signal à une dimension	50
2.7	Décomposition d'un signal par la transformée de Fourier : (a) signal original ; (b) le spectre des fréquences ; (c-g) exemples de la série de Fourier qui composent le signal original	51
2.8	Exemple de spectres de la transformée de Fourier en 2D : (a-b) prairie ; (c-d) céréale ; (e-f) prairie + céréale	53
2.9	Variation du facteur de dilatation de l'ondelette (dans [Mallat 1998]) : plus la fonction analysante est étendue selon l'axe du temps t, moins son amplitude ω est importante selon l'axe des fréquences	53
2.10	Exemples de différents types d'ondelettes : (a) Haar ; (b) Dérivée première d'une gaussienne ; (c) Chapeau mexicain (dérivée seconde d'une gaussienne)	54

2.11	Décomposition d'un signal 1D par transformée d'ondelettes : de (b) à (f) les composantes « continues » pour les échelles de 1 à 5 ; de (g) à (k) les composantes « hautes fréquences » pour les échelles de 1 à 5. Les composantes « continues » font progressivement apparaître la valeur moyenne (localement) du signal tandis que les composantes « hautes fréquences » mettent en évidence les hautes fréquences de la texture de céréale	55
2.12	Application successive de filtres passe-bas et passe-haut : h est un filtre passe-bas et g est un filtre passe-haut	56
2.13	Exemples de décomposition en ondelettes d'une image : (a–b) image originale ; (c–d) composantes issues de la transformée ; (e) nota- tions des composantes	59
3.1	Exemples de décomposition d'images en ondelettes et repré- sentation de leur histogrammes empiriques et lissés	72
4.1	Exemple d'effet de vignettage sur une photographie aérienne de 1978 : (a) photographie, (b) niveaux de gris moyen du centre jusqu'aux bords de l'image. La diminution de niveau de gris moyen atteint 80 % aux bords de l'image	76
4.2	Schématisation du vignettage optique. Le vignettage dépend de l'angle θ , plus il est grand et plus l'effet de vignettage est important . .	78
4.3	Exemples de vignettage « naturel » en fonction de l'angle θ formé avec la perpendiculaire de la lentille. (a) : vignettage de type $\cos^2(\theta)$, (b) : vignettage de type $\cos^4(\theta)$. L'assombrissement des bords est plus important pour un vignettage de type $\cos^4(\theta)$ que de type $\cos^2(\theta)$	79
4.4	Image panchromatique composée d'un paysage urbain et rural. La distribution des niveaux de gris des deux paysages est différente . .	81
4.5	Organigramme des traitements pour la correction du vignettage	82
4.6	Débruitage de l'image par décomposition en ondelettes déci- mées : (a) Image originale (2048×2048 pixels) ; (b) Image basse résolu- tion pour $j = 7$ (16×16 pixels) ; (c) Reconstruction de l'image originale sans les composantes hautes fréquences (2048×2048 pixels)	84
4.7	Résultat de dévignettage sur une image panchromatique Quickbird à partir de la méthode proposée : (a) image originale, (b) image bruitée, (c) Segmentation de l'image, (d) image normalisée, (e) bruit estimé , (f) image corrigée	88
4.8	Résultat de dévignettage sur image synthétique à partir de la méthode proposée : (a) image originale, (b) image bruitée, (c) Segmentation de l'image, (d) image normalisée, (e) bruit estimé , (f) image corrigée	89

4.9	Exemple de dévignettage à partir d'une photographie aérienne de 1958 : (a) Avant correction, (b) Après correction	90
4.10	Exemple de dévignettage à partir d'une photographie aérienne de 1969 à partir de la méthode proposée : (a) Avant correction, (b) Après correction	91
4.11	La distorsion en barillet. Les objets représentés au centre de l'image sont plus grand que ceux représentés aux extrémités	93
4.12	Les distorsions dues au mouvement de la plateforme (dans [Provencher & Dubois 2007])	93
4.13	Exemple de points d'amer dans une image à THRS : (a) jonction de parcelles agricoles sans haies, (b) croisement de route, (c) chemin de maison de plain-pied, (d) marquage au sol, (e) chemin typique des zones péri-urbaines, universités, (f) jardin à la française, (b) marquage de terrain de jeu, (b) pied et toit d'un bâtiment (À éviter)	96
4.14	Schématisation d'une transformation polynomiale	97
4.15	Schématisation d'une transformation élastique : la triangulation de Delaunay figure en rouge. A chaque triangle est appliquée une trans- formation polynomiale spécifique (d'ordre 1 dans cet exemple)	98
4.16	Les distorsions radiales observées sur une photographie aé- rienne (dans [Provencher & Dubois 2007]). Les faces des objets sont nettement plus visibles lorsqu'ils se situent aux extrémités de la photographie	100
4.17	Découpage des photographies selon la sémantique de l'image. Grâce à ce type de découpage, on n'observe pas discontinuités lorsque les deux photographies sont assemblées	101
4.18	Présentation d'un ensemble de tuiles (Rennes, 1978, 1/14500) : à chaque polygone correspond une photographie	102
4.19	Présentation d'un ensemble de tuiles (Rennes, 1969, 1/25000) : à chaque polygone correspond une photographie	102
4.20	Mosaïques de la ville de Rennes réalisées à partir des photo- graphies aériennes de 1969 (Échelle : 1/25000) : (a) Réalisation sans dévignettage, (b) Réalisation avec dévignettage	103
4.21	Mosaïques de la ville d'Angers réalisées à partir de photogra- phies aériennes de 1958 (Échelle : 1/25000) : (a) Réalisation sans dévignettage, (b) Réalisation avec dévignettage	104
5.1	Modèle fonctionnel proposé par [Zouagui <i>et al.</i> 2004] (d'après [Rose 2008])	109
5.2	La ligne de partage des eaux (dans [Vincent & Soille 1991]). L'image est considérée comme une surface topographique	113

5.3	Le processus d’immersion (a) : L’image vue comme une surface topographique; (b) : Inondations des bassins versants; (c) : Rencontre des eaux de source différentes; (d) : Les régions résultantes	114
5.4	Approche par division de régions : la méthode quad-tree (a) : l’image segmentée (d’après[Dyer <i>et al.</i> 1980]); (b) : l’organisation hiérarchique des blocs (d’après[Dyer <i>et al.</i> 1980])	116
5.5	Exemple de graphe d’adjacences. La liste de couples de noeuds correspondante est : (R_1, R_2) ; (R_1, R_3) ; (R_1, R_5) ; (R_2, R_3) ; (R_2, R_4) ; (R_3, R_4) ; (R_3, R_5) ; (R_4, R_5)	117
5.6	Comparaison des différentes approches de segmentation (a) : image originale (Quickbird panchromatique); (b) : Segmentation avec k-means; (c) : Segmentation avec Mean-shift; (d) : Segmentation par croissance de régions; (e) : Segmentation par division de région; (f) : Segmentation par ligne de partage des eaux	118
5.7	Le modèle fonctionnel de l’approche proposée. Il est composé de deux opérateurs de segmentation	120
5.8	Exemples du calcul de la norme des gradients par décomposition en ondelettes et de segmentation par LPE à différentes échelles. (a) : image originale; (b) : gradients horizontaux w_j^1 ($j = 1$); (c) : gradients verticaux w_j^2 ($j = 1$); (d) : Norme des gradients $\ \nabla I\ $ ($j = 1$); (e) : gradients horizontaux w_j^1 ($j = 3$); (f) : gradients verticaux w_j^2 ($j = 3$); (g) : Norme des gradients $\ \nabla I\ $ ($j = 3$); (h) : Segmentation par LPE ($j = 1$); (i) : Segmentation par LPE ($j = 3$)	121
5.9	Organigramme des traitements appliqués pour une segmentation invariante aux niveaux de gris moyen de l’image	128
5.10	Exemple de segmentation. (a-b) : images originales; (c-d) : résultats de la segmentation par LPE (étape 1); (e-f) : résultats après l’agrégation des petites régions (étape 2); (g-h) : résultats après l’agrégation des grandes régions (étape 3); (i-j) : régions recherchées	132
5.11	Exemple de segmentation avec invariance au niveau de gris moyen de l’image. (a-b) : images originales; (c-d) : résultats de la segmentation par LPE (étape 1); (e-f) : résultats après l’agrégation des petites régions (étape 2); (g-h) : résultats après l’agrégation des grandes régions (étape 3); (i-j) : régions recherchées	133
6.1	Des textures identiques aux coefficients d’ondelettes différents. (a-b) : deux textures identiques avec des orientations différentes; (c) : la distribution des coefficients de la composante détaillée horizontale; (d) : la distribution des coefficients de la composante détaillée verticale (e) : la distribution des coefficients de la composante détaillée diagonale	136

6.2	Variation de l'énergie contenue dans les différentes directions des coefficients d'ondelettes lors de la rotation d'une texture anisotrope. (a) Exemple d'une parcelle viticole (texture anisotrope); (b) Exemple d'une prairie (texture isotrope)	139
6.3	Exemples de textures de Brodatz. (a–c) : textures anisotropes; (d) : textures comportent deux orientations perpendiculaires; (e–g) : textures isotropes à différentes échelles.	143
6.4	Moyenne normalisée des critères pour les images de la figure 6.3. (a–g) \mathcal{D}_1 (en bleu), \mathcal{D}_2 (en rouge), \mathcal{D}_3 (en magenta), \mathcal{D}_4 (en cyan), \mathcal{D}_5 (en vert) et le critère proposé (en rouge).	144
6.5	Détermination de l'orientation dominante de l'image. (a) : une image texturée orientée; (b) sa transformée de Fourier, on aperçoit clairement une direction privilégiée; (c) les composants ayant servi à l'acp réorientés sur l'abscisse et (d) : l'image résultante; (e) une image texturée où aucune direction n'est privilégiée; (f) sa transformée de Fourier, qui est distribuée de manière isotrope. L'angle moyen n'est pas significatif et n'affecte pas les propriétés de texture de l'image	146
6.6	Détermination de l'orientation dominante de l'image. (a) : une image texturée orientée; (b) sa transformée de Fourier, on aperçoit clairement une direction privilégiée; (c) les composants ayant servi à l'ACP réorientés sur l'abscisse; (d) : l'image résultante; (e) une image texturée où aucune direction n'est privilégiée; (f) sa transformée de Fourier, qui est distribuée de manière isotrope. L'angle moyen n'est pas significatif et n'affecte pas les propriétés de texture de l'image	147
6.7	Ré-orientation des objets (a) : objet original (orientation = 54°); (b) : rotation de l'objet selon l'angle estimé par l'approche proposée (54°); (c) : rotation de l'objet selon l'angle estimé par l'approche de [Josso <i>et al.</i> 2005] (80°)	148
6.8	Exemples réels à partir de photographies aériennes pré-segmentées (en blanc). Ligne 1 : occupation du sol; Ligne 2 : angle estimé avec la méthode proposée (NO signifie « non-orienté »); Ligne 3-4 : moyenne et écart-type des \mathcal{E}_{max} ; Ligne 5 : différence moyenne entre les angles estimés par l'approche proposée et celle de [Josso <i>et al.</i> 2005]	149
6.9	Exemple de ré-orientation de parcelles agricoles. (a) images originales; (b) rotation de (a) selon la méthode proposée; and (c) rotation de (a) selon la méthode de [Josso <i>et al.</i> 2005]	150
7.1	Étapes d'une approche « orientée-objet » (dans [Puissant 2003]). l'approche orientée-objet se décline en trois étapes : la segmentation, la caractérisation et la classification, suivies éventuellement d'une étape d'agrégation	152
7.2	Étapes de traitement de la méthode de classification proposée	154

7.3	Caractérisation des 2 classes de l'image 1 : (a) : image originale; (b) : image segmentée par LPE. Chaque couleur correspond à l'échantillon d'une classe; (c) : composante continue; (d) : composante des détails horizontaux (niveau 1); (e) : composante des détails verticaux (niveau 1); (f) : composante des détails diagonaux (niveau 1); (g) : composante des détails horizontaux (niveau 2); (h) : composante des détails verticaux (niveau 2); (i) : composante des détails diagonaux (niveau 2)	160
7.4	Caractérisation des 5 classes de l'image 3 : (a) : image originale; (b) : image segmentée par LPE. Chaque couleur correspond à l'échantillon d'une classe; (c) : composante continue; (d) : composante des détails horizontaux (niveau 1); (e) : composante des détails verticaux (niveau 1); (f) : composante des détails diagonaux (niveau 1); (g) : composante des détails horizontaux (niveau 2); (h) : composante des détails verticaux (niveau 2); (i) : composante des détails diagonaux (niveau 2)	161
7.5	Classification de l'image de synthèse 1 : (a) : image originale; (b) : objets recherchés; (c) : carte thématique (réalisé à partir d'un échantillon par classe); (d) : carte de croyance (réalisée à partir d'un échantillon par classe); (e) : carte thématique (réalisée à partir de 3 échantillons par classe); (f) : carte de croyance (réalisée à partir de 3 échantillons par classe)	162
7.6	Classification de l'image de synthèse 1 avec invariance au niveau de gris moyen : (a) : image originale; (b) : objets recherchés; (c) : carte thématique (réalisée à partir d'un échantillon par classe); (d) : carte de croyance (réalisée à partir d'un échantillons par classe); (e) : carte thématique (réalisée à partir de 3 échantillons par classe); (f) : carte de croyance (réalisée à partir de 3 échantillons par classe) . .	163
7.7	Classification de l'image de synthèse 2 : (a) : image originale; (b) : objets recherchés; (c) : carte thématique (réalisé à partir d'un échantillon par classe); (d) : carte de croyance (réalisée à partir d'un échantillon par classe); (e) : carte thématique (réalisée à partir de 3 échantillons par classe); (f) : carte de croyance (réalisée à partir de 3 échantillons par classe)	164
7.8	Classification de l'image test 2 avec invariance au niveau de gris moyen : (a) : image originale; (b) : objets recherchés; (c) : carte thématique (réalisé à partir d'un échantillon par classe); (d) : carte de croyance (réalisé à partir d'un échantillons par classe); (e) : carte thématique (réalisé à partir de 3 échantillons par classe); (f) : carte de croyance (réalisé à partir de 3 échantillons par classe)	165
8.1	Comparaison des objets segmentés en t_1 et t_2 selon [Bruzzone & Prieto 2000a]. Seuls les pixels contenus dans p_1 sont comparés	169

8.2	Comparaison des objets segmentés en t_1 et t_2 selon notre approche. Les pixels contenus dans s_1^1 et s_2^1 pour identifier le changement correspondant à la zone p_1	169
8.3	Exemple de changement d'échelle : (a) comparaison entre une micro-texture (prairie) et une macro-texture (forêt); (b) composante de détails horizontaux (niveau 1); (c) composante de détails verticaux (niveau 1); (d) composante de détails diagonaux (niveau 1); (e) composante de détails horizontaux (niveau 2); (f) composante de détails verticaux (niveau 2); (g) composante de détails diagonaux (niveau 2). Dans le second niveau de décomposition, les distributions de la texture de prairie (en rouge) sont plus piquées que celles de la forêt	171
8.4	Exemple de changement d'isotropie : (a) comparaison entre une texture isotrope (prairie) et une anisotrope (céréale); (b) composante de détails horizontaux (niveau 1); (c) composante de détails verticaux (niveau 1); (d) composante de détails diagonaux (niveau 1); (e) composante de détails horizontaux (niveau 2); (f) composante de détails verticaux (niveau 2); (g) composante de détails diagonaux (niveau 2). Dans les composantes de détails verticaux, les distributions de la texture de céréale (en bleu) sont plus aplaties que celles de la prairie	172
8.5	Échantillons des 5 types de textures utilisées pour la classification : (a) bâti; (b) céréale; (c) forêt; (d) sol nu; (a) prairie	178
8.6	Évolution du taux d'erreur de la classification par arbres de décision. En bleu : taux d'erreur de la classification élaborée à partir de l'ensemble des tests; en rouge, le taux d'erreur de la classification élaborée à partir de 30 % des tests	179
8.7	Arbre de décision avec 20 noeuds terminaux	180
8.8	Organigramme des traitements des méthodes de détection de changement proposées	186
9.1	Aire d'influence de Rennes Métropole (dans [AUDIAR 2009b])	192
9.2	Évolution annuelle moyenne de la population des métropoles de plus de 250000 habitants (Hors Paris) (dans [AUDIAR 2009b])	193
9.3	Évolution de l'emploi salarié de la zone d'emploi de Rennes entre 1999 et 2007 (base 100 au 31/12/1999) (dans [AUDIAR 2009b])	194
9.4	Évolution des surfaces artificialisées sur Rennes Métropole entre 1984 et 2005 (dans [Aguejdad 2009])	198
9.5	Exposition de la population de Rennes Métropole aux différentes classes de teneurs moyennes de nitrates (DDASS, AUDIAR, dans [AUDIAR 2009b])	200

9.6	L'armature écologique du pays de Rennes (dans [AUDIAR 2008]).	202
9.7	Place des espaces « naturels » et agricoles sur le territoire de Rennes Métropole (dans [AUDIAR 2006])	202
9.8	Extrait du SCoT de Rennes Métropole (dans [AUDIAR 2006])	203
10.1	Présentation des sites d'étude	206
10.2	Segmentation des images de 1978 sur les zones 1 (Cesson-Sévigné) et 2 (Saint-Grégoire). (a) : Segmentation par LPE de la zone 1; (b) : Segmentation avec la méthode développée de la zone 1; (c) : Segmentation par LPE de la zone 2; (d) : Segmentation avec la méthode développée de la zone 2	208
10.3	Segmentation des images de 2001 sur les zones 1 (Cesson-Sévigné) et 2 (Saint-Grégoire). (a) : Segmentation par LPE de la zone 1; (b) : Segmentation avec la méthode développée de la zone 1; (c) : Segmentation par LPE de la zone 2; (d) : Segmentation avec la méthode développée de la zone 2	209
10.4	Validation des segmentations. Colonne de gauche : localisation des zone de validation; colonne centrale : segmentations manuelles (validation); colonne de droite : segmentations produites par la méthode développées	211
10.5	Signatures de luminance et de texture des 6 classes d'occupation du sol	213
10.6	Classification du site d'étude 1 (Cesson-Sévigné) en 1978 et 2001. (a) : classification en 6 classes de 1978; (b) : classification en 6 classes de 2001	214
10.7	Classification du site d'étude 2 (Saint-Grégoire) en 1978 et 2001. (a) : classification en 5 classes de 1978; (b) : classification en 5 classes de 2001	215
10.8	Évolution du taux d'erreur de la classification par arbres de décision. En bleu : taux d'erreur de la classification élaborée à partir de l'ensemble des tests; en rouge, le taux d'erreur de la classification élaborée à partir de 30 % des tests	217
10.9	Détection de changement à partir de la méthode « image-à-image ». (a) : vérité terrain du site d'étude 1 (Cesson-Sévigné); (b) : carte de changement en 4 classes sur le site d'étude 1 (Cesson-Sévigné); (c) : vérité terrain du site d'étude 2 (Saint-Grégoire); (d) : carte de changement en 4 classes sur le site d'étude 2 (Saint-Grégoire)	219

10.10	Détection de changement à partir de la méthode par post-classification. (a) : vérité terrain du site d'étude 1 (Cesson-Sévigné); (b) : carte de changement en 4 classes sur le site d'étude 1 (Cesson-Sévigné); (c) : vérité terrain du site d'étude 2 (Saint-Grégoire); (d) : carte de changement en 4 classes sur le site d'étude 2 (Saint-Grégoire) .	222
10.11	Représentation des classes d'occupation du sol en 1978 et 2001. Les surfaces artificialisées de la commune ont quasiment doublé entre 1978 et 2001	224
11.1	Segmentation de la photographie aérienne (paysage viticole dans le bassin d'Helderberg, Afrique du Sud). (a) : segmentation par LPE (étape 1); (b) : agrégation des petits objets (étape 2); (c) : agrégation des grands objets (étape 3)	227
11.2	Segmentation de l'image satellitale Kompsat (milieu périurbain, Pleine-Fougère). (a) : segmentation par LPE (étape 1); (b) : agrégation des petits objets (étape 2); (c) : agrégation des grands objets (étape 3)	228
11.3	Segmentation de l'image satellitale Quickbird (milieu périurbain, Rennes). (a) : segmentation par LPE (étape 1); (b) : agrégation des petits objets (étape 2); (c) : agrégation des grands objets (étape 3)	229
11.4	Segmentation à plus basse résolution. La segmentation a été réalisée à partir d'une décomposition en ondelettes de 3 niveaux	231
11.5	Exemples d'application aux mouvements fluides. (a–b) : images issues de méthodes « PTV »; (c–d) : cartes des orientations (un angle est estimé en chaque point de l'image)	232
11.6	Exemples d'application à la détection et à la caractérisation de parcelles viticoles. (a) : Photographie aérienne; (b) : valeur de \mathcal{E}_{max} pour chaque parcelle; (c) : carte des orientations des rangs de vignes. .	234

Liste des tableaux

1.1	Approximation de la résolution spatiale des photographies aériennes numérisées. La résolution spatiale varie en fonction de l'échelle des photographies aériennes	26
4.1	Indices de qualité d'image après dévignettage	87
5.1	Résultats des segmentations selon les indices de Hoover <i>et al.</i> et ceux de Ortiz et Oliver	131
6.1	Comparaison des résultats sur les textures synthétiques entre l'approche proposée et celle dans [Josso <i>et al.</i> 2005]	145
7.1	Exemple d'une matrice de confusion	156
7.2	Matrices de confusion des classifications des images 1 et 3 : (a) classification de l'image 1 ($G = 0.99$ et $K = 0.98$); (b) classification de l'image 3 ($G = 0.98$ et $K = 0.94$)	159
7.3	Matrices de confusion des classifications des images 2 et 4 : (a) classification de l'image 2 ($G = 0.97$ et $K = 0.96$); (b) classification de l'image 4 ($G = 0.95$ et $K = 0.94$)	159
8.1	Exemple d'une matrice de transition	175
8.2	Exemple d'une matrice de changement	176
8.3	Matrice de changement : $G = 0.97$ et $K = 0.91$	181
8.4	Matrice de transitions : $G = 0.83$ et $K = 0.82$	182
9.1	Population de Rennes sur la période 1990-2009 (dans [AUDIAR 2009b])	193
9.2	Évolution des surfaces artificialisées sur Rennes Métropole entre 1984 et 2005 (dans [Aguéjdad 2009])	198
10.1	Nombre d'objets segmentés par la LPE et la méthode développée. En moyenne, le nombre d'objets a été divisé par 16 avec la méthode développée	207
10.2	Validation des segmentations selon la méthode de Ortiz et Oliver [Ortiz & Oliver 2006]. CG : indice de cohérence générale; OS : indice de sur-segmentation; US : indice de sous-segmentation	210
10.3	Matrices de confusion des classifications à t_1 et t_2	216
10.4	Matrices de confusion pour la détection de changement à partir de la méthode « image-à-image »	220

10.5 Matrices de confusion pour la détection de changement à partir de la méthode par post-classification	223
11.1 Test avec textures, luminance et texture + luminance	230

Bibliographie

- [Aach *et al.* 1999] T. Aach, U. Schiebel et G. Spekowius. *Digital image acquisition and processing in medical x-ray imaging*. Journal of Electronic Imaging, vol. 8, no. 1, pages 7–22, Janvier 1999. 77
- [Afek & Brand 1998] Y. Afek et A. Brand. *Mosaicking of orthorectified aerial images*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 64, pages 115–125, 1998. 99
- [Aguejdad *et al.* 2006] R. Aguejdad, L. Hubert-Moy et P. Clergeau. *Object-oriented image analysis for mapping urban expansion in western France*. In International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2006, pages 2317–2320, 2006. 2, 14, 42, 196
- [Aguejdad *et al.* 2008] R. Aguejdad, M. Baudry, T. Corpetti, A. Guengant, L. Hubert-Moy, S. Larribeau et M. Leprince. *Les inégalités spatiales face à l'environnement : analyse économique et application à l'aire urbaine rennaise sur la base d'un système d'information géographique*, 2008. 206
- [Aguejdad *et al.* 2009] R. Aguejdad, L. Hubert-Moy, A. Lalau-Keraly, J. Malle et R. Viel. *Estimation de l'évolution de l'artificialisation des terres à l'échelle départementale par télédétection : le cas de l'Ille et Vilaine*. Photo Interprétation - European Journal of Applied Remote Sensing, vol. 45, no. 1, pages 23–32, 2009. 15
- [Aguejdad 2009] R. Aguejdad. *Etalement urbain et évaluation de son impact sur la biodiversité : de la reconstitution des trajectoires à la modélisation prospective ; Application à une agglomération de taille moyenne : Rennes Métropole*. PhD thesis, Université Européenne de Bretagne, 2009. 15, 196, 197, 198, 201, 204, 221, 235
- [Airbreizh 2009] Airbreizh. *Surveillance de la qualité de l'air en Bretagne*, 2009. 199, 200
- [Aplin *et al.* 1999] P. Aplin, P.M. Atkinson et P.J. Curran. *Fine spatial resolution simulated satellite sensor imagery for land cover mapping in the United Kingdom*. Remote Sensing of Environment, vol. 68, pages 206–216, 1999. 2, 41
- [Arellano *et al.* 1998] O. Arellano, M. Moctezuma et F. Parmiggiani. *Segmentation of remote sensing imagery based on quadtree structures*. In IGARSS '98 - IEEE International Geoscience and Remote Sensing, pages 1058–1060. IEEE, 1998. 115
- [Asada *et al.* 1996] N. Asada, A. Amano et M. Baba. *Photometric Calibration of Zoom Lens Systems*. In Proceedings of ICPR '96, pages 186–190, 1996. 77
- [AUDIAR 1993] AUDIAR. *Projet pour l'agglomération rennaise. "Rennes District : vivre en intelligence"*, 1993. 195

- [AUDIAR 2006] AUDIAR. *SCoT du Pays de Rennes. Rapport de présentation, document réalisé par l'AUDIAR pour le syndicat mixte du SCoT du Pays de Rennes*, 2006. 201, 202, 203
- [AUDIAR 2008] AUDIAR. *De la nature en ville à la ville-nature*, 2008. 202, 203
- [AUDIAR 2009a] AUDIAR. *La trajectoire métropolitaine rennaise des années 2000. Tableau de bord n°8*, 2009. 193
- [AUDIAR 2009b] AUDIAR. *Rennes Métropole "Chiffres clés" 2009*, 2009. 192, 193, 194, 200
- [Baatz & Schape 2000] M. Baatz et A. Schape. *Multiresolution Segmentation - an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation*. In J Strobl, T Blaschke et G Griesbner, éditeurs, *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000*, Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag, pages 12–23, 2000. 41, 112, 152
- [Bariou 1978] R. Bariou. *Manuel de télédétection*. Edition SODIPE, 1978. 23, 24
- [Barles *et al.* 1999] S. Barles, D. Breyse, A. Guillerme et C. Leyval. *Le Sol urbain*. 1999. 14
- [Benediktsson *et al.* 2003] J.A. Benediktsson, M. Pesaresi et K. Arnason. *Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations*. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, pages 1940–1949, 2003. 41
- [Bentley 1975] J.L. Bentley. *Multidimensional binary search trees used for associative searching*. *Communications of the ACM*, vol. 18, no. 9, pages 509–517, Septembre 1975. 84, 85
- [Benz *et al.* 2004] U. C. Benz, P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder et M. Heynen. *Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information*. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, vol. 58, no. 3-4, pages 239–258, 2004. 41, 42, 112, 153
- [Beucher 1992] S. Beucher. *The watershed transformation applied to image segmentation*. *Scanning Microscopy International*, vol. 6, pages 299–314, 1992. 113
- [Beucher 1994] S. Beucher. *Watershed, hierarchical segmentation and waterfall algorithm*. In *Mathematical morphology and its applications to image*, pages 69–76, 1994. 113
- [Biging *et al.* 1998] G.S. Biging, D.R. Colby et R.G. Congalton. *Sampling systems for change detection accuracy assessment*, pages 281–308. Press, Ann Arbor, Chelsea, 1998. 1, 35, 38, 175, 176
- [Blaschke *et al.* 2000] T. Blaschke, S. Lang, E. Lorup, J. Strobl et P. Zeil. *Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications*. *Environmental information for planning, politics and the public*, vol. 2, no. 1995, pages 555–570, 2000. 41, 42

- [Blaschke 2003] T. Blaschke. Multifunctional Landscapes Vol III : Continuity and Change, chapitre Continuity, pages 33–34. Advances in Ecological Sciences 16, WIT press, Southampton, Boston, 2003. 11, 12
- [Blaschke 2005] T. Blaschke. *Towards a framework for change detection based on image objects*. In Cyffka B Kappas M Erasmi S., éditeur, Göttinger Geographische Abhandlungen, volume 113, pages 1–9. 2005. 2
- [Blaschke 2010] T. Blaschke. *Object based image analysis for remote sensing*. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, vol. 65, no. 1, pages 2–16, Janvier 2010. 112
- [Bo et al. 2009] S. Bo, L. Ding, H. Li, F. Di et C. Zhu. *Mean shift-based clustering analysis of multispectral remote sensing imagery*. International Journal of Remote Sensing, vol. 30, no. 4, pages 817–827, 2009. 111
- [Bolstad & Lillesand 1992] P.V. Bolstad et T. Lillesand. *Rule-Based Classification Models : Flexible Spatial Data*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 58, no. 7, pages 965–971, 1992. 152
- [Bouiri 2001] O. Bouiri. *L'IGN en direct du ciel. La photographie aérienne*, 2001. 19, 23
- [Bovolo et al. 2008] F. Bovolo, L. Bruzzone et M. Marconcini. *A Novel Approach to Unsupervised Change Detection Based on a Semisupervised SVM and a Similarity Measure*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 46, pages 2070–2082, 2008. 175
- [Bovolo 2009] F. Bovolo. *A Multilevel Parcel-Based Approach to Change Detection in Very High Resolution Multitemporal Images*. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 6, pages 33–37, 2009. 42, 175
- [Bowman & Azzalini 1997] A.W. Bowman et A. Azzalini. Applied Smoothing Techniques for Data Analysis. Oxford University Press, New York, 1997. 71, 122
- [Breiman et al. 1984] L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen et C. Stone. Classification and Regression Trees. Wadsworth and Brooks, Monterey, CA, 1984. 174
- [Brivio & Zilioli 2001] P.A. Brivio et E. Zilioli. Urban pattern characterization through geostatistical analysis of satellite imag, pages 39–53. Taylor & Francis, p. a. lond édition, 2001. 34
- [Brodatz 1966] P. Brodatz. Texture : A Potographic Album for Artists and Designers. New York, dover publ édition, 1966. 67, 86, 130, 141, 142, 144
- [Brunet et al. 1993] R. Brunet, R. Ferras et H. Théry. Les mots de la géographie. La Documentation Française, recllus édition, 1993. 29
- [Bruzzone & Prieto 2000a] L. Bruzzone et F.D. Prieto. *An adaptive parcel-based technique for unsupervised change detection*. International Journal of Remote Sensing, vol. 21, pages 817–822, 2000. 1, 38, 41, 168, 169

- [Bruzzone & Prieto 2000b] L. Bruzzone et F.D. Prieto. *An unsupervised change detection and recognition system for forestry*. International Journal of Remote Sensing, vol. 38, no. 3, pages 1171–1182, 2000. 39
- [Bruzzone & Serpico 1997] L. Bruzzone et S.B. Serpico. *An iterative technique for the change detection of land cover in multi-temporal remote-sensing images*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, no. 858-867, 1997. 40
- [Burt & Adelson 1983] P.J. Burt et E.H. Adelson. *The laplacian pyramid as a compact image code*. IEEE Transactions on Communication, vol. 31, pages 532–540, 1983. 69
- [Burt *et al.* 1981] P.J. Burt, T.H. Hong et A. Rosenfeld. *Segmentation and Estimation of Image Region Properties through Cooperative Hierarchical Computation*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 11, no. 12, pages 802–809, 1981. 115
- [Caloz & Collet 2001] R. Caloz et C. Collet. Précis de télédétection - Volume 3. PUQ, 2001. 41, 44, 98, 152, 157
- [Campbell 2006] J.B. Campbell. Introduction to remote sensing. The Guilford Press, 4th editio édition, 2006. 29, 30
- [Carleer *et al.* 2005] A.P. Carleer, O. Debeir et E. Wolff. *Assessment of very high spatial resolution satellite image segmentations*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 71, pages 1285–1294, 2005. 2, 127
- [Carreira-Perpiñán 2007] M.A. Carreira-Perpiñán. *Gaussian mean-shift is an EM algorithm*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, no. 5, pages 767–76, Mai 2007. 111
- [Causi & Luca 2005] G.L. Causi et M.D. Luca. *Optimal subtraction of OH airglow emission : A tool for infrared fiber spectroscopy*. New Astronomy, vol. 11, no. 2, pages 81–89, Novembre 2005. 79
- [Chan *et al.* 2001] J.C.W. Chan, K.P. Chan et G.A. Yeh. *Detecting the nature of change in an urban environment : a comparison of machine learning algorithms*. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 67, pages 213–225., 2001. 2
- [Chen & Kundu 1994] J.L. Chen et A. Kundu. *Rotation and gray scale transform invariant texture identification using wavelet decomposition and hidden Markov model*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 2, pages 208–214, 1994. 137
- [Chen *et al.* 2003] J. Chen, P. Gong, C. He, R. Pu et P. Shi. *Land-Use / Land-Cover Change Detection Using Improved Change-Vector Analysis*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 69, no. 4, pages 369–379, 2003. 175
- [Chen *et al.* 2006] Z. Chen, Z. Zhao, P. Gong et B. Zeng. *A new process for the segmentation of high resolution remote sensing imagery*. International Journal of Remote Sensing, vol. 27, no. 22, pages 4991–5001, Novembre 2006. 115

- [Chen *et al.* 2008] S. Chen, J. Luo, Z. Shen, X. Hu et L. Gao. *Segmentation of Multi-spectral Satellite Images Based on Watershed Algorithm*. In 2008 International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling, pages 684–688. Ieee, Décembre 2008. 115
- [Cheng 2002] T. Cheng. *Fuzzy Objects : Their Changes and Uncertainties*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 68, no. 1, pages 41–49, 2002. 153
- [Civanlar & Trussell 1986] M.R. Civanlar et H.J. Trussell. *Constructing membership functions using statistical data*. Fuzzy Sets and Systems, vol. 18, no. 1, pages 1–13, Janvier 1986. 153
- [Clergeau 2007] P. Clergeau. Une écologie du paysage urbain. Editions a édition, 2007. 13, 14, 16
- [Cohen *et al.* 1990] W.B. Cohen, T.A. Spies et G.A. Bradshaw. *Semivariograms of Digital Imagery for Analysis of Conifer Canopy Structure*. Remote Sensing of Environment, vol. 178, pages 167–178, 1990. 34
- [Cohen 1960] J. Cohen. *A coefficient of agreement for nominales scales*. Educational and Psychological Measurement, vol. 20, no. 1, pages 37–46, 1960. 156
- [Comaniciu & Meer 2002] D. Comaniciu et P. Meer. *Mean shift : a robust approach toward feature space analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 5, pages 603–619, Mai 2002. 111
- [Congalton *et al.* 1983] R.G. Congalton, R.G. Oderwald et R.A. Mead. *Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 49, no. 12, pages 1671–1678, 1983. 157
- [Congalton 1991] R.G. Congalton. *A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data*. Remote Sensing of Environment, vol. 37, pages 35–46, 1991. 156
- [Coppin *et al.* 2004] P. Coppin, I. Jonckheere, K. Nackaerts, B. Muy et E.F. Lambin. *Digital change detection methods in ecosystem monitoring : a review*. International Journal of Remote Sensing, vol. 25, pages 1565–1596, 2004. 2, 39
- [Crist & Cicone 1984] E.P. Crist et R.C. Cicone. *Application of the tasseled cap concept to simulatd Thematic Mapper data*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 50, pages 343–352, 1984. 39
- [Cross *et al.* 1988] A.M. Cross, D.C. Mason et S.J. Dury. *Segmentation of remotely-sensed images by a split-and-merge process*. International Journal of Remote Sensing, vol. 9, no. 8, pages 1329–1345, Août 1988. 115
- [Curran 1988] P.J. Curran. *The semivariogram in remote sensing : An introduction*. Remote Sensing of Environment, vol. 24, no. 3, pages 493–507, Avril 1988. 34

- [Cushnie 1987] J.L. Cushnie. *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, pages 15–29, 1987. 41
- [Da Silva & Candeias 2008] D.C. Da Silva et A.L.B. Candeias. *Restoration of non uniform illumination in color aerial photographs*. Boletim de Ciencias Geodesicas, vol. 14, pages 406–419, 2008. 77
- [Dai & Khorram 1999] X.L. Dai et S. Khorram. *Remotely sensed change detection based on artificial neural networks*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 65, pages 1187–1194, 1999. 94
- [Dalla Mura et al. 2008] M. Dalla Mura, J.A. Benediktsson, F. Bovolo et L. Bruzzone. *An Unsupervised Technique Based on Morphological Filters for Change Detection in Very High Resolution Images*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 5, pages 433–437, 2008. 41
- [Daubechies 1992] I. Daubechies. Ten Lectures on Wavelets (CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics). SIAM, 1992. 53
- [De Wit & Clevers 2004] A.J.W. De Wit et J.G.P.W. Clevers. *Efficiency and accuracy of per-field classification for operational crop mapping*. International Journal of Remote Sensing, vol. 25, pages 4091–4112, 2004. 2
- [Delenne et al. 2008] C. Delenne, S. Durieu, G. Rabatel, M. Deshayes, J.S. Bailly, C. Lelong et P. Coueron. *Textural approaches for vineyard detection and characterization using very high spatial resolution remote sensing data*. International Journal of Remote Sensing, vol. 29, pages 1153–1167, 2008. 47, 137
- [Delenne 2006] C. Delenne. *Extraction et Caractérisation De Vignes à Partir de Données de Télédétection à Très Haute Résolution Spatiale. Application en Languedoc-Roussillon pour la Constitution de Bases de Données Géographiques*. PhD thesis, UMR TETIS - Cemagref/CIRAD/ENGREF - Maison de la Télédétection, Montpellier, 2006. 47
- [Dempster et al. 1977] A.P. Dempster, N.M. Laird et D.B. Rubin. *Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm (with discussion)*. Journal of the Royal Statistical Society, vol. 39, pages 1–38, 1977. 111
- [DIREN 2007] DIREN. *pays de Rennes – biodiversité et milieux naturels*, 2007. 201
- [Do & Vetterli 2002] M.N. Do et M. Vetterli. *Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 11, pages 146–158, 2002. 73
- [Donoho et al. 1995] D.L. Donoho, I.M. Johnstone et G. Kerkyacharian. *Wavelet shrinkage : asymptopia ?* Journal of the Royal Statistical Society, vol. 57, no. 2, pages 307–369, 1995. 83
- [Donoho 1995] D.L. Donoho. *De-noising by soft-thresholding*. IEEE Transactions on Information Theory, vol. 41, no. 3, pages 613–627, Mai 1995. 83

- [Doytsher 2000] Y. Doytsher. *A rubber sheeting algorithm for non-rectangular maps*. Computers & Geosciences, vol. 26, no. 9-10, pages 1001–1010, Novembre 2000. 97
- [Durieux *et al.* 2008] L. Durieux, E. Lagabrielle et A. Nelson. *A method for monitoring building construction in urban sprawl areas using object-based analysis of Spot 5 images and existing GIS data*. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, vol. 63, pages 399–408, 2008. 42
- [Dyer *et al.* 1980] C.R. Dyer, A. Rosenfeld et H. Samet. *Region representation : boundary codes from quadtrees*. Graphics and Image Processing, vol. 23, no. 3, pages 171–179, Mars 1980. 115, 116
- [Edirisinghe *et al.* 2001] A. Edirisinghe, G.E. Chapman et J.P. Louis. *Radiometric Corrections for Multispectral Airborne Video Imagery*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 67, no. 8, pages 915–922, 2001. 77, 79
- [Ferro & Warner 2002] C.J.S. Ferro et T.A. Warner. *Scale and texture in digital image classification*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 68, pages 51–63, 2002. 47
- [Foody 2002] G.M. Foody. *Status of land cover classification accuracy assessment*. Remote Sensing of Environment, vol. 80, pages 185–201, 2002. 156
- [Franklin *et al.* 2002] A.B. Franklin, B.R. Noon et T.L. George. *What is habitat fragmentation ?* Studies in Avian Biology, vol. 25, pages 20–29, 2002. 17
- [Friedl & Brodley 1997] M.A. Friedl et C.E. Brodley. *Decision tree classification of land cover from remotely sensed data*. Remote Sensing of Environment, vol. 61, pages 399–409, 1997. 174
- [Fukunaga & Hostetler 1975] K. Fukunaga et L. Hostetler. *The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition*. IEEE Transactions on Information Theory, vol. 21, no. 1, pages 32–40, 1975. 111
- [Fuller *et al.* 2003] R.M. Fuller, G.M. Smith et B.J. Devereux. *The characterisation and measurement of land cover change through remote sensing : problems in operational applications ?* International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 4, pages 243–253, 2003. 2
- [Gabor 1946] D. Gabor. *Theory of communication*. Proceedings of the Institution of Electrical Engineers, vol. 93, pages 429–457, 1946. 52
- [Gademer *et al.* 2010] A. Gademer, B. Petitpas, S. Mobaied, L. Beaudoin, B. Riera, M. Roux et J.P. Rudant. *Developing a low cost vertical take off and landing unmanned aerial system for centimetric monitoring of biodiversity - The Fontainebleau forest case*. In Proceedings of the 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, pages 600–603, 2010. 21
- [Gagalowicz & Tournier Lasserre 1986] A. Gagalowicz et C. Tournier Lasserre. *Third Order Model for Non-Homogeneous Natural Textures*. In International Conference on Pattern Recognition, pages 409–411, 1986. 47

- [Geist 2006] H.J. Geist. Our Earth's changing land : An encyclopedia of land-use and land-cover change, vol. 1. Greenwood Press, London, westport édition, 2006. 11
- [Germain 1997] C. Germain. *Contribution à la caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des images texturées*. PhD thesis, Université $\frac{1}{2}$ de Bordeaux I, 1997. 48
- [Gopal & Woodcock 1996] S. Gopal et C.E. Woodcock. *Remote sensing of forest change using artificial neural networks*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 34, pages 398–403, 1996. 40
- [Guégan-Roué 1994] A. Guégan-Roué. *La dynamique spatiale de l'agglomération rennaise. La télédétection : un outil d'analyse et de gestion de l'espace*. PhD thesis, Université de Rennes 2, 1994. 206
- [Hame *et al.* 1998] T. Hame, I. Heiler et J.S. Miguel-ayanz. *An unsupervised change detection and recognition system for forestry*. International Journal of Remote Sensing, vol. 19, no. 6, pages 1079–1099, 1998. 40
- [Haralick & Shapiro 1985] R.M. Haralick et L. Shapiro. *Image segmentation techniques*. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 29, no. 1, pages 100–132, Janvier 1985. 110
- [Haralick *et al.* 1973] R.M. Haralick, K. Shanmugam et I. Dinstein. *Textural features for image classification*. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 3, pages 610–621, 1973. 46, 47
- [Haralick 1979] R.M. Haralick. *Statistical and structural approaches to texture*. Proceedings of the IEEE, vol. 5, pages 786–804, 1979. 41
- [Haris *et al.* 1998] K. Haris, S.N. Efstratiadis, N. Maglaveras et A.K. Katsaggelos. *Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7, no. 12, pages 1684–99, Janvier 1998. 115
- [Herold *et al.* 2003] M. Herold, X. Liu et K.C. Clarke. *Spatial metrics and image texture for mapping urban land use*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 69, pages 991–1001, 2003. 47
- [Hoover *et al.* 1996] A. Hoover, G. JeanBaptiste, X.Y. Jiang, P.J. Flynn, H. Bunke, D.B. Goldgof, K. Bowyer, D.W. Eggert, A. Fitzgibbon et R.B. Fisher. *An experimental comparison of range image segmentation algorithms*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, pages 673–689, 1996. 127, 128
- [Hsieh 1997] J. Hsieh. *Image Registration Using a New Edge-Based Approach*. Computer Vision and Image Understanding, vol. 67, no. 2, pages 112–130, Août 1997. 94
- [Huang & Zhang 2008] X. Huang et L. Zhang. *An Adaptive Mean-Shift Analysis Approach for Object Extraction and Classification From Urban Hyperspectral Images*

- ger. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 46, no. 12, pages 4173 – 4185, 2008. 111
- [Hubert-Moy 2004] L. Hubert-Moy. *Occupation du sol et Télédétection : De l'inventaire à la modélisation prédictive*. Mémoire d'habilitation à diriger des recherches, COSTEL UMR CNRS 6554 LETG, 2004. 10
- [Hummer-Miller 1989] S. Hummer-Miller. *A Digital Mosaicking Algorithm Allowing for an Irregular Join "Line"*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 55, no. 1, pages 43–47, 1989. 99
- [IFEN 2006] IFEN. Les territoires, page 500. Orléans, 2006. 15
- [Inglada & Mercier 2007] J. Inglada et G. Mercier. *A New Statistical Similarity Measure for Change Detection in Multitemporal SAR Images and Its Extension to Multiscale Change Analysis*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 45, pages 1432–1445, 2007. 1, 38, 41
- [Irons *et al.* 1985] J.R. Irons, B.L. Markham, R.F. Nelson, D.L. Toll, D.L. Williams, R.S. Latty et M.L. Stauffer. *The effects of spatial resolution on the classification of Thematic Mapper data*. International Journal of Remote Sensing, vol. 6, pages 1385–1403, 1985. 2
- [Jaeger *et al.*] J.A.G. Jaeger, H.G. Schwarz-von Raumer, H. Esswein, M. Müller et M. Schmidt-Lüttmann. *Time series of landscape fragmentation caused by transportation infrastructure and urban development : a case study from Baden-Württemberg, Germany*. Ecology and Society, vol. 12, no. 1, page 22. 16
- [Jafari-khouzani & Soltanian-zadeh 2005] K. Jafari-khouzani et H. Soltanian-zadeh. *Radon Transform Orientation Estimation for Rotation Invariant Texture Analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 27, no. 6, pages 1004–1008, 2005. 137
- [Josso *et al.* 2005] B. Josso, D.R. Burton et M.K. Lalor. *Texture orientation and anisotropy calculation by Fourier transform and Principal Component Analysis*. Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 19, pages 1152–1161, 2005. 137, 141, 145, 148, 149, 150
- [Jung & Scharcanski 2005] C.R. Jung et J. Scharcanski. *Robust watershed segmentation using wavelets*. Image and Vision Computing, vol. 23, page 661; $\frac{1}{2}$ 669, 2005. 120
- [Jung 2007] C.R. Jung. *Combining wavelets and watersheds for robust multiscale image segmentation*. Image and Vision Computing, vol. 25, pages 24–33, 2007. 115
- [Kalil 2010] H. Kalil. *Images Satellitaires et Indicateurs Environnementaux ; Application urbaine à l'agglomération de Strasbourg entre 1984 et 2001*. PhD thesis, Université de Strasbourg, 2010. 13, 199

- [Kang & Weiss 2000] S.B. Kang et R. Weiss. *Can we calibrate a camera using an image of a flat textureless lambertian surface?* In European Conference Computer Vision, volume 2, pages 640–653, 2000. 77
- [Karoui *et al.* 2008] I. Karoui, R. Fablet, J.M. Boucher et J.M. Augustin. *Segmentation texturales des images sonar des fonds marins par une approche variationnelle basée région*. Traitement du signal, vol. 25, no. 1-2, pages 73–85, 2008. 47
- [Key *et al.* 2001] T. Key, T.A. Warner, J.B. Mcgraw et M.A. Fajvan. *A comparison of multispectral and multitemporal information in high spatial resolution imagery for classification of individual tree species in a temperate hardwood forest*. Remote Sensing of Environment, vol. 75, pages 100–112, 2001. 2, 41
- [Khorram *et al.* 1999] S. Khorram, G.S. Biging, N.R. Chrisman, D.R. Colby, R.G. Congalton, J.E. Dobson, R.L. Fergusson, M.F. Goodchild, J.R. Jensen et T.H. Mace. Accuracy assessment of remote sensing-derived change detection. Bethesda, Md, 1999. 11, 176
- [Kim & Kim 2003] J.B. Kim et H.J. Kim. *Multiresolution-based watersheds for efficient image segmentation*. Pattern Recognition Letters, vol. 24, pages 473–488, 2003. 115
- [Lambin & Strahler 1994] E.F. Lambin et A.H. Strahler. *Change-vector analysis in multitemporal space : a tool to detect and categorize land-cover change processes using high temporal-resolution satellite data*. Remote Sensing of Environment, vol. 48, pages 231–244, 1994. 10, 39
- [Lambin *et al.* 2001] E.F. Lambin, B.L. Turner, H.J. Geist, S.B. Agbola, A. Angelsen, J.W. Bruce, O.T. Coomes, R. Dirzo, G. Fischer, C. Folke, P.S. George, K. Homewood, J. Imbernon, R. Leemans, X. Li, E.F. Moran, M. Mortimore, P.S. Ramakrishnan, J.F. Richards, H. Skanes, W. Steffen, G.D. Stone, U. Svedin, T.A. Veldkamp, C. Vogel et J. Xu. *The causes of land-use and land-cover change : moving beyond the myths*. Global Environmental Change, vol. 11, pages 261–269, 2001. 1, 11
- [Le Hegarat-Mascle *et al.* 1997] S. Le Hegarat-Mascle, I. Bloch et D. Vidal-Madjar. *Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, no. 4, pages 1018–1031, Juillet 1997. 125
- [Lecompte 1999] J. Lecompte. *Réflexion sur la naturalité*. Courrier de l’environnement de l’INRA, vol. 37, pages 5–10, 1999. 15
- [Lefebvre *et al.* 2010] A. Lefebvre, T. Corpetti et L. Hubert-Moy. *Segmentation of very high spatial resolution panchromatic images based on wavelets and evidence theory*. In SPIE Remote Sensing Conference, 7830-13, pages 1–13, Toulouse, 2010. 115, 233
- [Lehideux & Philippe 2010] V. Lehideux et T. Philippe. *Numérique : l’histoire s’accélère*, 2010. 21, 24

- [Leignel *et al.* 2010] C. Leignel, O. Caelen, O. Debeir, E. Hanson, T. Leloup, C. Simler, C. Beumier, G. Bontempi et E. Wolff. *Detecting Man-Made Structure Changes To Assist Geographic Data Producers In Planning Their Update Strategy*. In ISPRS Joint Workshop on Core Spatial Databases - Updating, Maintenance and Services - from Theory to Practice, volume XXXVIII, pages 26–33, 2010. 111
- [Leimgruber *et al.* 2005] P. Leimgruber, C. Christen et A. Laborderie. *The Impact of Landsat Satellite Monitoring on Conservation Biology*. Environmental Monitoring and Assessment, vol. 106, no. 1-3, pages 81–101, Juillet 2005. 20
- [Lelong *et al.* 2008] C. Lelong, P. Burger, G. Jubelin, B. Roux, S. Labbe et F. Baret. *Assessment of unmanned aerial vehicles imagery for quantitative monitoring of wheat crop in small plots*. Sensors, vol. 8, pages 3557–3585, 2008. 79, 85
- [Leong *et al.* 2003] F.J.W.M. Leong, M. Brady et J.O.D. McGee. *Correction of uneven illumination (vignetting) in digital microscopy images*. Journal of Clinical Pathology, vol. 56, no. 8, pages 619–621, Août 2003. 77
- [Lepouliquen *et al.* 2005] F. Lepouliquen, J. Dacosta, C. Germain et P. Baylou. *A new adaptive framework for unbiased orientation estimation in textured images*. Pattern Recognition, vol. 38, no. 11, pages 2032–2046, Novembre 2005. 137
- [Lhomme *et al.* 2003] S. Lhomme, D.C. He et D. Morin. *Évaluation de la qualité d'une image Ikonos pour l'identification du bâti en milieu urbain*. Télédétection, vol. 3, pages 457–466, 2003. 20, 30
- [Lillesand & Kiefer 1987] T. Lillesand et R. Kiefer. Remote sensing and image interpretation. John Wiley et Sons Ltd, Chichester, 1987. 157
- [Liu & Lathrop 2002] X. Liu et R.G. Lathrop. *Urban change detection based on an artificial neural network*. International Journal of Remote Sensing, vol. 23, pages 2513–2518, 2002. 40
- [Lu *et al.* 2004] D. Lu, P. Mausel, E. Brondizio et E.F. Moran. *Change detection techniques*. International Journal of Remote Sensing, vol. 25, pages 2365–2407, 2004. 2, 39
- [Lu *et al.* 2006] Y.H. Lu, J.C. Trinder et K. Kubik. *Automatic Building Detection Using the Dempster-Shafer Algorithm*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 72, no. 4, pages 395–403, 2006. 125
- [Lumb *et al.* 2003] D.H. Lumb, A. Finoguenov, R. Saxton, B. Aschenbach, P. Gondoin, M. Kirsch et I.M. Stewart. *In-Orbit Vignetting Calibrations of XMM-Newton Telescopes*. Experimental Astronomy, vol. 15, no. 2, pages 89–111, 2003. 77
- [Lunetta *et al.* 1991] R.S. Lunetta, R.G. Congalton, L.K. Fenstermaker, J.R. Jensen, K.C. McGwire et L.R. Tinney. *Remote sensing and geographic information system data integration : error sources and research issues*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 57, pages 677–687, 1991. 2, 35

- [Lunetta *et al.* 2004] R.S. Lunetta, D.M. Johnson, J.G. Lyon et J. Crotwell. *Impacts of imagery temporal frequency on land-cover change detection monitoring*. Remote Sensing of Environment, vol. 89, pages 444–454, 2004. 175
- [MacDonald 1995] R.A. MacDonald. *CORONA : Success for Space Reconnaissance, a Look into the Cold War, and a Revolution for Intelligence*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 61, pages 689–719, 1995. 20
- [Macleod & Congalton 1998] R.D. Macleod et R.G. Congalton. *A quantitative comparison of change-detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 64, pages 207–216, 1998. 1, 11, 175
- [Maenpaa 2003] T. Maenpaa. *The local binary pattern approach to texture analysis - Extension and applications*, 2003. 47
- [Maitre 2003] H. Maitre. *Le traitement des images*. Hermes Science Publications, 2003. 43, 47, 49, 108, 112
- [Mallat & Zhong 1992] S. Mallat et S. Zhong. *Characterization of signals from multiscale edges*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, no. 7, pages 710–732, Juillet 1992. 120
- [Mallat 1989a] S. Mallat. *A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 11, pages 674–693, 1989. 69
- [Mallat 1989b] S. Mallat. *Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2(R)$* . Transactions of the American Mathematical Society, vol. 315, pages 69–87, 1989. 52, 71
- [Mallat 1998] S. Mallat. *A Wavelet Tour of Signal Processing*. Academic Press, 1998. 53, 70
- [Manthalkar *et al.* 2003] R. Manthalkar, P.K. Biswas et B.N. Chatterji. *Rotation and scale invariant texture features using discrete wavelet packet transform*. Pattern Recognition Letters, vol. 24, pages 2455–2462, 2003. 137
- [Marceau *et al.* 1990] D.J. Marceau, P.J. Howarth, J.M.M. Dubois et D.J. Gratton. *Evaluation of the grey-level cooccurrence matrix (GLCM) method for land-cover classification using SPOT imagery*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, pages 513–519, 1990. 47
- [Marion & Vray 2009] A. Marion et D. Vray. *Spatiotemporal filtering of sequences of ultrasound images to estimate a dense field of velocities*. Pattern Recognition, vol. 42, no. 11, pages 2989–2997, Novembre 2009. 140
- [Masek *et al.* 2000] J.G. Masek, F.E. Lindsay et S.N. Goward. *Dynamics of urban growth in the Washington DC metropolitan area, 1973-1996, from Landsat observations*. International Journal of Remote Sensing, vol. 21, page 3473i₂¹3486, 2000. 2

- [Meyer & Beucher 1990] F. Meyer et S. Beucher. *Morphological segmentation*. Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 1, no. 1, pages 21–46, 1990. 113
- [Meyer 1990] Y. Meyer. Wavelets and operators. Cambridge, 1990. 52
- [Michelet *et al.* 2007] F. Michelet, J. Dacosta, O. Laviolle, Y. Berthoumieu, P. Baylou et C. Germain. *Estimating local multiple orientations*. Signal Processing, vol. 87, no. 7, pages 1655–1669, Juillet 2007. 137
- [Mojsilović *et al.* 2000] A. Mojsilović, M.V. Popović et D.M. Rackov. *On the selection of an optimal wavelet basis for texture characterization*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, no. 12, pages 2043–50, Janvier 2000. 70
- [Mueller *et al.* 2004] M. Mueller, K. Segl et H. Kaufmann. *Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, man-made objects in high-resolution satellite imagery*. Pattern Recognition, vol. 37, pages 1619–1628, 2004. 111
- [Muralikrishna *et al.* 1982] P. Muralikrishna, S. Prakash et B. Subbarya. *Digital processing of spacelab imagery*. Advances in Space Research, vol. 2, no. 7, pages 107–110, 1982. 76
- [Narasimha Rao *et al.* 2002] P.V. Narasimha Rao, M.V.R. Sesha Sai, K. Sreenivas, M.V. Krishna Rao, B.R.M. Rao, R.S. Dwivedi et L. Venkataratnam. *Textural analysis of IRS-1D panchromatic data for land cover classification*. International Journal of Remote Sensing, vol. 23, pages 3327–3345, 2002. 47
- [Nelson 1983] R.F. Nelson. *Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 49, pages 1303–1314, 1983. 39
- [Nóbrega & Quintanilha 2004] R.A. Nóbrega et J.A. Quintanilha. *Comparative analysis of automatic digital image balancing and standard histogram enhancement techniques in remote sensing imagery*. Revista Brasileira de Cartografia, vol. 1, no. 55, pages 55–64, 2004. 80
- [Ojala & Pietikainen 1999] T. Ojala et M. Pietikainen. *Unsupervised texture segmentation using feature distributions*. Pattern Recognition, vol. 32, pages 477–486, 1999. 115
- [Ojala *et al.* 2002] T. Ojala, M. Pietikainen et T. Maenpaa. *Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 7, pages 971–987, Juillet 2002. 137
- [Ortiz & Oliver 2006] A. Ortiz et G. Oliver. *On the use of the overlapping area matrix for image segmentation evaluation : A survey and new performance measures*. Pattern Recognition Letters, vol. 27, pages 1916–1926, 2006. 127, 128, 129, 207, 210, 226

- [Ouma *et al.* 2008] Y. Ouma, J. Tetuko et R. Tateishi. *Analysis of co-occurrence and discrete wavelet transform textures for differentiation of forest and non-forest vegetation in very-high-resolution optical-sensor imagery*. International Journal of Remote Sensing, vol. 29, no. 12, pages 3417–3456, Juin 2008. 47
- [Paine & Kiser 2003] D.P. Paine et J.D. Kiser. Aerial photography and image interpretation. New York, 2nd revise édition, 2003. 77
- [Paulet 2005] J.P. Paulet. Géographie urbaine. 2005. 14
- [Peebles 1997] C. Peebles. The Corona Project : America's First Spy Satellites. Naval Institute Press, Annapolis, 1997. 19, 20
- [Pereboom 2006] V. Pereboom. *Mode d'utilisation du milieu fragmenté par une espèce forestière aux habitudes discrètes, la martre des pins martes*. PhD thesis, Université d'Angers, 2006. 16
- [Perlant & McKeown 1990] F. Perlant et D.M. McKeown. *Scene registration in aerial image analysis*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 56, no. 4, pages 481–493, 1990. 94
- [Petrie & Kennie 1991] G. Petrie et T.J.M. Kennie. Terrain modelling in surveying and civil engineering. McGraw-Hill, New York, 1991. 26
- [Pham *et al.* 2007] T.T.H. Pham, F. Bonn et J.M. Dubois. *Démarche méthodologique pour la détection des changements d'un milieu morcelé en utilisant des images à moyenne résolution spatiale : application à une région littorale au Viêt-Nam*. Télédétection, vol. 7, pages 303–323, 2007. 40
- [Provencher & Dubois 2007] L. Provencher et J.M. Dubois. Précis de télédétection - Volume 4. Presses de L'Université du Québec, Agence Universitaire de la Francophonie, 2007. 19, 21, 25, 26, 44, 92, 93, 100
- [Puissant *et al.* 2005] A. Puissant, J. Hirsch et C. Weber. *The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery*. International Journal of Remote Sensing, vol. 26, no. 4, pages 733–745, 2005. 2, 41, 47
- [Puissant 2003] A. Puissant. *Information géographique et image à très haute résolution. Utilité et applications en milieu urbain*. PhD thesis, Université Louis Pasteur, Strasbourg, 2003. 33, 41, 42, 151, 152
- [Randen & Husoy 1999] T. Randen et J.H. Husoy. *Filtering for texture classification : a comparative study*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, no. 4, pages 291–310, 1999. 46
- [Ray 1988] S.F. Ray. Applied Photographic Optics : Imaging Systems for Photography, Film and Video. Focal Press, 1988. 76, 77, 85
- [Richards 1984] J.A. Richards. *Thematic mapping from multitemporal image data using principal components transformation*. Remote Sensing of Environment1, vol. 16, pages 35–46, 1984. 39

- [Ridd & Liu 1998] M.K. Ridd et J. Liu. *A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment*. Remote Sensing of Environment, vol. 63, pages 95–100, 1998. 2
- [Roberts 1995] A. Roberts. *Integrated MSV Airborne Remote Sensing*. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 21, pages 214–224, 1995. 77
- [Robin 1995] M. Robin. La télédétection. Des satellites aux systèmes d'information géographiques. Université Nathan, 1995. 18, 29, 30, 41
- [Rose 2008] J. L. Rose. *Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'image*. PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2008. 108, 109, 110
- [Rossi *et al.* 1992] R.E. Rossi, D.J. Mulla, A.G. Journel et E.H. Franz. *Geostatistical tools for modeling and interpreting ecological spatial dependence*. Ecological Monographs, vol. 62, no. 2, page 277, Juin 1992. 34
- [Rousseau 1992] D. Rousseau. Environnement : l'entreprise s'engage. Quels enjeux ? Quels marchés ? Paris, édition d' édition, 1992. 13
- [Saalfeld 1985] A. Saalfeld. *A fast rubber-sheeting transformation using simplicial coordinates*. The American Cartographer, vol. 12, no. 2, pages 169–173, 1985. 97
- [Safavian & Landgrebe 1991] S.R. Safavian et D. Landgrebe. *A survey of decision tree classifier methodology*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 21, pages 660–674, 1991. 174
- [Sawchuck 1977] A.A. Sawchuck. *Real-Time Correction of Intensity Nonlinearities in Imaging Systems*. IEEE Transactions on Computers, vol. 26, no. 1, pages 34–39, 1977. 77
- [Schiewe *et al.* 2001] J. Schiewe, L. Tufté et M. Ehlers. *Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing*. GeoBIT/GIS, vol. 6, pages 34–39, 2001. 112, 152, 153
- [Scott 1999] J.M. Scott. Vulnerability of forested ecosystems in the Pacific Northwest to loss of area, page 317. Leiden, 1999. 16
- [Serrano *et al.* 2002] M. Serrano, L. Sanz, J. Puig et J. Pons. *Landscape fragmentation caused by the transport network in Navarra (Spain). Two-scale analysis and landscape integration assessment*. Landscape and Urban Planning, vol. 58, pages 113–123, 2002. 16
- [Shafer 1976] G. Shafer. *Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, Princeton, princeton édition, 1976. 125
- [Shum & Szeliski 1997] H.Y. Shum et R. Szeliski. *Panoramic image mosaics*. Microsoft Research MSR-TR-97-23, 1997. 77
- [Smith & Fuller 2001] G.M. Smith et R.M. Fuller. *An integrated approach to land cover classification : an example in the Island of Jersey*. International Journal of Remote Sensing, vol. 22, pages 3123–3142, 2001. 41

- [Smits & Annoni 1999] P.C. Smits et A. Annoni. *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, pages 1244–1254, Mai 1999. 41
- [Smits & Annoni 2000] P.C. Smits et A. Annoni. *Toward specification-driven change detection*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 38, no. 3, pages 1484–1488, Mai 2000. 41
- [Soares & Muge 2004] F. Soares et F. Muge. *Watershed lines suppression by waterfall marker improvement and lineneighbourhood analysis*. In Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, ICPR 2004, numéro expression 2, pages 604–607. Ieee, 2004. 115
- [Sonka *et al.* 1993] M. Sonka, V. Hlavac et R. Boyle. Image Processing, Analysis, and Machine Vision. CL-Engineering, 1993. 46, 110, 116
- [Strahler *et al.* 2006] A.H. Strahler, L. Boschetti, G.M. Foody, M.A. Friedl, M.C. Hansen, M. Herold, P. Mayaux, J.T. Morisette, S.V. Stehman et C.E. Woodcock. *Global Land Cover Validation : Recommendations for Evaluation and Accuracy Assessment of Global Land Cover Maps*, 2006. 38
- [Sun & He 2008] Y. Sun et G.J. He. *Segmentation of High-Resolution Remote Sensing Image Based on Marker-Based Watershed Algorithm*. In 2008 Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, pages 271–276. Ieee, Octobre 2008. 115
- [Teh & Chin 1988] C.H. Teh et R.T. Chin. *On image analysis by the methods of moments*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, no. 4, pages 496–513, Juillet 1988. 73
- [Tuceryan & Jain 1998] M. Tuceryan et A.K. Jain. The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, chapitre Texture An, pages 207–248. World Scientific Publishing Co., 2nd editio édition, 1998. 44, 46
- [Turner & Meyer 1994] B.L. Turner et W.B. Meyer. Changes in land use and land cover : a global perspective. Cambridge Univ Press, 1994. 10
- [Van de Wouwer *et al.* 1999] G. Van de Wouwer, P. Scheunders et D. Van Dyck. *Statistical texture characterization from discrete wavelet representations*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 8, no. 4, pages 592–598, 1999. 54
- [Van Oort 2007] P.A.J. Van Oort. *Interpreting the change detection error matrix*. Remote Sensing of Environment, vol. 108, page 1i; $\frac{1}{2}$ 8, 2007. 1
- [Vincent & Soille 1991] L. Vincent et P. Soille. *Watersheds in digital spaces : an efficient algorithm based on immersion simulations*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 13, no. 6, pages 583–598, Juin 1991. 113
- [Walter 2004] V. Walter. *Object-based classification of remote sensing data for change detection*. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, vol. 58, pages 225–238, 2004. 41

- [Wang & Bovik 2002] Z. Wang et A.C. Bovik. *A universal image quality index*. IEEE Signal Processing Letters, vol. 9, no. 3, pages 81–84, 2002. 86
- [Wang & He 1990] L. Wang et D.C. He. *A New Statistical Approach for Texture Analysis*. Photogrammetric Engineering & Remote sensing, vol. 56, no. 1, pages 61–66, 1990. 41
- [Wang et al. 2009] Y. Wang, B. R. Mitchell, J. Nugranad-Marzilli, G. Bonyngne, Y. Zhou et G. Shriver. *Remote sensing of land-cover change and landscape context of the National Parks : A case study of the Northeast Temperate Network*. Remote Sensing of Environment, vol. 113, pages 1453–1461, 2009. 40
- [Wassenaar et al. 2002] T. Wassenaar, J.M. Robbez-Masson, P. Andrieux et F. Baret. *Vineyard identification and description of spatial crop structure by par-field frequency analysis*. International Journal of Remote Sensing, vol. 23, pages 3311–3325, 2002. 137
- [Weber 1995] C. Weber. Images satellitaires et milieu urbain. Paris, 1995. 14
- [Weismiller et al. 1977] R.A. Weismiller, S.J. Kristof, D.K. Scholz, P.E. Anuta et S.A. Momin. *Change Detection in Coastal Zone Environments*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 43, no. 12, pages 1533–1539, 1977. 40
- [White & Griffin 1985] M.S. White et P. Griffin. *Piecewise linear rubber-sheet map transformations*. The American Cartographer, vol. 23, no. 2, pages 123–131, 1985. 97
- [Woodcock & Strahler 1987] C.E. Woodcock et A.H. Strahler. *The factor of scale in remote sensing*. Remote Sensing of Environment, vol. 21, pages 311–332, 1987. 30, 41
- [Woodcock et al. 1988a] C.E. Woodcock, A.H. Strahler et D. Jupp. *The use of variograms in remote sensing : I. Scene models and simulated images*. Remote Sensing of Environment, vol. 25, no. 3, pages 323–348, Août 1988. 34
- [Woodcock et al. 1988b] C.E. Woodcock, A.H. Strahler et D. Jupp. *The use of variograms in remote sensing : II. Real digital images*. Remote Sensing of Environment, vol. 25, no. 3, pages 349–379, Août 1988. 34
- [Wu 2008] J. Wu. *Making the Case for Landscape Ecology : An Effective Approach to Urban Sustainability*. Landscape Journal, vol. 27, no. 1, pages 41–50, Avril 2008. 14
- [Wuest & Zhang 2009] B. Wuest et Y. Zhang. *Region based segmentation of QuickBird multispectral imagery through band ratios and fuzzy comparison*. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, vol. 64, pages 55–64, 2009. 115
- [Yu et al. 2004] W. Yu, Y. Chung et J. Soh. *Vignetting distortion correction method for high quality digital imaging*. In Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004., pages 666–669. Ieee, 2004. 79, 85

- [Yu *et al.* 2006] Q. Yu, P. Gong, N. Clinton, G.S. Biging, M. Kelly et D. Schirokauer. *Object-based Detailed Vegetation Classification with Airborne High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 72, no. 7, pages 799–811, 2006. 47
- [Yu 2004] W. Yu. *Practical Anti-vignetting Methods for Digital Cameras*. IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 50, pages 975–983, 2004. 79, 83, 85
- [Yuan *et al.* 2005] F. Yuan, K.E. Sawaya, B.C. Loeffelholz et M.E. Bauer. *Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by multitemporal Landsat remote sensing*. Remote Sensing of Environment, vol. 98, pages 317–328, 2005. 40
- [Zhang & Tan 2002] J. Zhang et T. Tan. *Brief review of invariant texture analysis methods*. Pattern Recognition, vol. 35, no. 3, pages 735–747, 2002. 137
- [Zhang *et al.* 2008] H. Zhang, J. Fritts et S. Goldman. *Image segmentation evaluation : A survey of unsupervised methods*. Computer Vision and Image Understanding, vol. 110, no. 2, pages 260–280, Mai 2008. 127
- [Zhang 1995] Y.J. Zhang. *Influence of segmentation over measurement*. Pattern Recognition Letters, vol. 16, pages 201–206, Septembre 1995. 108
- [Zhang 1997] Y.J. Zhang. *Evaluation and comparison of different segmentation algorithms*. Pattern Recognition Letters, vol. 18, pages 963–974, 1997. 110
- [Zhang 2004] Y. Zhang. *Understanding Image Fusion*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, no. 6, pages 657–661, 2004. 28
- [Zitova 2003] B. Zitova. *Image registration methods : a survey*. Image and Vision Computing, vol. 21, no. 11, pages 977–1000, Octobre 2003. 94
- [Zobrist *et al.* 1983] A.L. Zobrist, N.A. Bryant et R.G. McLeod. *Technology for large digital mosaics of Landsat data*. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 49, no. 9, pages 1325–1335, 1983. 99
- [Zouagui *et al.* 2004] T. Zouagui, H. Benoitcattin et C. Odet. *Image segmentation functional model*. Pattern Recognition, vol. 37, no. 9, pages 1785–1795, Septembre 2004. 108, 109, 110
- [Zucker 1976] S.W. Zucker. *Region growing : Childhood and adolescence*. Computer Graphics and Image Processing, vol. 5, no. 3, pages 382–399, 1976. 112

Résumé : Les données de télédétection acquises à Très Haute Résolution Spatiale (THRS) constituent une source d'information importante pour le suivi détaillé des changements d'occupation du sol sur de petites surfaces. Ces données sont particulièrement intéressantes pour les applications dans les milieux urbains et périurbains car elles permettent d'appréhender des changements brusques et irréguliers autant que des modifications subtiles et régulières. Toutefois, l'exploitation d'images à THRS nécessite des développements méthodologiques, les méthodes de détection de changement généralement utilisées pour traiter les images à basse et moyenne résolution n'étant pas adaptées : d'une part l'étendue et la résolution spectrale des capteurs à THRS sont souvent inférieures à celles des autres capteurs, la résolution spectrale des capteurs diminuant avec l'augmentation de leur résolution spatiale. D'autre part, la variabilité spectrale des pixels définissant les classes d'occupation du sol augmente en fonction de la résolution spatiale. Cette thèse présente ainsi une série d'outils méthodologiques qui permettent d'identifier et de caractériser automatiquement des changements affectant de petites surfaces à partir de données à THRS acquises à différentes dates et provenant de différentes sources. Contrairement à la majorité des méthodes utilisées en télédétection, l'originalité des outils présentés ne repose pas exclusivement ou essentiellement sur l'utilisation de l'information spectrale de l'image ; ils reposent surtout sur les propriétés de texture des objets géographiques observés. La texture est caractérisée à partir d'une analyse des coefficients issus d'une décomposition en ondelettes des images. Les outils développés comprennent : une méthode de correction de l'effet de vignettage des photographies aériennes anciennes ; une technique de segmentation d'images ; une méthode d'estimation de l'orientation dominante de motifs texturés ; une méthode de classification ; une méthode de détection de changements. L'ensemble de ces outils a été validé à partir d'exemples synthétiques, puis appliqué sur un secteur périurbain de l'agglomération rennaise afin de détecter les changements d'occupation et d'utilisation des sols à partir de photographies aériennes acquises en 1978 et 2001. Les taux de changement correctement détectés, qui varient de 78 % à 85 %, montrent l'intérêt d'exploiter la texture pour classer des images à THRS. Il est possible de détecter automatiquement différents types de changements et ainsi de distinguer des changements de pratiques culturelles et des changements liés à l'artificialisation des sols. Les outils développés dans cette thèse sont génériques et s'appliquent à l'analyse de tout objet texturé. Ainsi nous avons exploité certains outils proposés pour détecter et caractériser des parcelles viticoles ou estimer des mouvements fluides en aéronautique.

Mots clés : Images à très haute résolution spatiale, occupation du sol, milieu urbain-périurbain, détection de changements, texture, ondelettes, segmentation, classification orientée-objet, fusion d'information

Abstract : Remotely sensed images at very high spatial resolution (VHSR) constitute an important source of information for land cover change detection over small areas. They are particularly interesting for applications in urban and peri-urban areas because they can cope with sudden and irregular changes as well as regular and subtle changes. However the use of VHSR images needs methodological improvements, since usual change detection approaches, based on a pixel analysis, have been developed to process low and medium resolution images and can unfortunately not be applied for VHSR data. On one hand, spectral resolutions of VHSR sensors are often lower than those of other sensors, the spectral resolution decreasing with increasing spatial resolution. On the other hand, the spectral variability of pixels defining classes of land cover increases with the spatial resolution, resulting in a decrease in the separability between different classes of land cover and limitations of conventional classification methods based on pixel values. This thesis presents a series of methodological tools which allow to automatically identify and characterize changes over small areas from VHSR images acquired at different dates and from different sources. The originality of the tools presented here relies on the comparison of the textural properties of the objects of interest, while not using exclusively or primarily spectral information of the image but rather focusing on spatial information. The texture characterization is based on the analysis of the coefficients from a wavelet decomposition. The developed tools include : a preprocessing method dedicated to the vignetting effect correction for old aerial photographs ; an image segmentation approach ; a method for texture orientation estimation ; a classification method ; a change detection method. All these tools have been validated using synthetic examples and then applied in the suburban environment of the city of Rennes using aerial photographs acquired in 1978 and 2001. The classification rates, which ranged from 78 % to 85 %, show the importance of texture for classification of VHSR images. They highlight the possibility of detecting different types of changes and thus to distinguish changes related to agricultural practices and urbanization. The tools developed in this thesis are generic and can be applied for the analysis of any textured pattern. To illustrate this, we have applied some of the proposed tools for detecting and characterizing vineyards and estimating fluid motions from images.

Keywords : Very high spatial resolution images, land cover, urban-periurban areas, change detection, texture, wavelets, segmentation, object-oriented classification, information fusion
