الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي







Présentée par : GACEM Amel

Intitulé

Fusion de données multi-sources pour l'analyse de scènes urbaines

Faculté	: Génie Electrique
Département	: Electronique
Spécialité	: Systèmes Intelligents et Robotiques
Option	: Systèmes Intelligents et Robotique

Devant le Jury Composé de :

Membres de Jury	Grade	Qualité	Domiciliation
BENABADJI NOUREDDINE	Professeur	Président	USTO-MB
BERRACHED NASR-EDDINE	Professeur	Encadreur	USTO-MB
-	-	-	-
TALEB NASREDDINE	Professeur		UDL -SBA
FIZAZI HADRIA	Professeur	Examinateurs	USTO-MB
SMARA YOUCEF	Professeur		USTHB
OULD MAMMAR MADANI	MCA		UMAB-Mostaganem

Année Universitaire : 2017-2018

Dedicace

« L'escalier de la science est l'échelle de Jacob, il ne s'achève qu'aux pieds de Dieu.»

Albert Einstein

Dédicaces

A mes très chers parents

Ves prières et ves bénédictions m'ent été d'un grand seceurs Peur mener à bien mes études. Aucune dédicace ne saurait être assez élequente peur Exprimer ce que veus méritez peur teus les sacrifices que veus n'avez Gessé de me denner depuis ma naissance, durant men enfance Ét même à l'âge adulte. Je veus dédie ce travail en témeignage de men profond Ameur. Puisse Dieu, le teut puissant, veus préserver et

Vous accorder santé, et longue vie et bonheur.

A mon frère et mes sœurs

Le vous dédie ce travail avec tous mes vœux de

bonheur, de santé et de réussite.

A mon très cher mari

Guand je t'ai connu, j'ai trouvé l'homme de ma vie, mon âme sœur . Ma vie à tes cotés est pleine de belles surprises. Tes sacrifices, ton soutien, ta gentillesse sans égal, ton profond attachement m'ont permis de réussir. Sans ton aide, tes encouragements et tes conseils ce travail n'aurait vu le jour. Gue dieu réunisse nos chemins pour un long commun serein, et que ce travail soit témoignage de ma reconnaissance et de mon amour sincère et fidèle.

Á ma fille, mon trésor

Si tu savais comme tu me rends heureuse, Ét tu combles mon existence. I 'intérêt que tu portes pour les livres me fait chaud au cœur, et me console de n'avoir pas pu consacrer suffisamment de temps pour toi. Gue cette thèse soit témoignage de ma reconnaissance et de mon amour pour toi ma fille. A toi mon bébé qui n'est pas encore né......

Remerciements

Remerciements

A Mon maître et Professeur Monsieur BERRACHED Nasr Eddine.

Pour le privilège d'avoir travailler avec vous et apprécié vos qualités d'instructeur. Votre sérieux, votre compétence et votre sens du devoir m'ent énermément marquée. Veuillez trouver ici l'expression de ma respectueuse considération et ma profonde admiration pour toutes vos qualités scientifiques et humaines. Te travail est pour mei l'occasion de vous témoigner ma profonde gratitude.

Remerciements

Au membres des jurys de thèse

Vous me faites honneur d'accepter d'examiner mon travail de recherche. Veuillez accepter ce travail, en gage de mon grand respect et ma profonde reconnaissance.

Table des matières

RESUME

CHAPITRE I: INTRODUCTION A LA FUSION MULTI-SOURCE ET OBJECTIF DE LA THESE

1.	Objectif	1
2.	Contexte	1
3.	Problématique	4
4.	Etat de l'art	12
5.	Contribution	14

CHAPITRE II: AMELIORATION DE L'ANALYSE DES ROUTES EN MILIEU URBAIN: PROBLEMATIQUE ET ETAT DE L'ART

1.	Introduction	20
2.	2. L'analyse des routes	
	2.1 Variabilité intrinsèque et extrinsèque de la route	21
	2.2 Variabilité typologique par rapport à l'environnement	22
	2.3 Variabilité due aux conditions et aux moyens d'observation	24
	2.3.1 Les conditions physiques d'acquisition	24
	2.3.2 Les moyens d'observation	24
3.	Etat de l'art	25
	3.1 Méthodes semi-automatique	27
	3.1.1 Les méthodes de suivi et filtrage	27
	3.1.2 Les Contours Actifs	27
	3.1.3 La programmation dynamique	28

3.2 Méthodes automatiques	30
3.2.1 Méthodes de segmentation et de classification	30
3.2.2 La morphologie mathématique	32
3.2.3 Les Détecteurs de contours	32
3.2.4 La transformée de Hough	33
3.2.5 L'analyse Multi-Echelle	33
3.2.6 Champs de Markov sur graphe	34
4. Conclusion	38

CHAPITRE III: FUSION DE DONNEES MULTI-SOURCES

1.	Introduction			
2.	La fusion Multi-source40			
	2.1	La méthode IHS	40	
	2.2	La méthode ACP	41	
	2.3	La méthode Brovey		
	2.4	La transformée en Ondelettes		
	2.5	La Fusion de données Bayésienne	46	
3.	Données	et zone d'étude	49	
4.	Évaluati	on de la qualité de la fusion de données	51	
5.	Etude co	omparative et évaluation des résultats		
6.	Discussi	on et Conclusion		

CHAPITRE IV: AMELIORATION DE L'EXTRACTION DES ROUTES EN MILIEU URBAIN PAR LA FUSION DE DONNEES BAYESIENNE ET LA SEGMENTATION MEAN SHIFT : APPROCHE PROPOSEE

1.	Introduction	61
2.	Méthodologie	61
	2.1 L'extraction des routes	61
	2.2 Fusion de données Bayésienne	68

	2.3 Résul	tats de l'extraction de routes après la fusion de donnée	s Bayésienne
			70
3.	Réductio	n de caractéristique	71
	3.1 Rédu	ction de caractéristique par la quantification de couleur	72
	3.2 Le M	ean-Shift	72
	3.2.1	Le filtrage Mean-Shift	
	3.2.2	La Segmentation Mean-Shift	
4.	Résultats 1	Mean-Shift	77
5.	Discussion	et Conclusion	

CHAPITRE V: FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : INTRODUCTION

1.	Intro	ductior	1	80
2.	Arch	itecture	es de fusion de données	80
	2.1 L	archite'	ecture centralisée	81
	2.2 L	archit	ecture décentralisée	81
	2.3 L	'archite	ecture hybride	82
3.	La F	usion d	e décisions	82
	3.1	La te	chnique Majority Voting data fusion	83
		3.1.1	Principe	84
	3.2	Demp	oster Shafer data fusion	86
		3.2.1	Principe	86
			3.2.1.1 Cadre de discernement	86
			3.2.1.2 La fonction de masse	87
			3.2.1.3 Fonctions de crédibilité et de plausibilité	87
			3.2.1.4 Règle de fusion de Dempster	88
			3.2.1.5 La notion de conflit dans la théorie de E	empster)
		Shafe	er	88
			3.2.1.6 La prise de décision dans la Dempster Shaf	er par le
		maxii	mum de crédibilité	

3.2.1.7 La prise de décision dans la Dempster Shafer par le
maximum de plausibilité89
3.2.1.8 La prise de décision dans la Dempster Shafer par le
maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de
confiance
3.2.1.9 La prise de décision dans la Dempster Shafer par le
Maximum de probabilité pignistique90
3.2.1.10 Estimation des fonctions de masse
3.2.1.11 Généralisation du modèle d'Appriou au cas multi-
classes
4. Fusion évidentielle de classification multi-capteurs
5. Conclusion

CHAPITRE VI: FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : APPROCHE

1.	Intro	luction	99
2.	La Sig	gnatures Spectrales	99
	2.1 Le	s indices spectrales et Extraction de caractéristiques spectrales	100
3.	L'ana	lyse quantitative - Classification	100
	3.1	Espace Multispectrale et Classes spectrales	101
4.	Analy	se quantitative par reconnaissance de forme	101
	4.1	Classification des pixels	101
	4.2	Classification non supervisée	101
	4.3	Classification supervisée	102
5.	Métho	odologie de l'approche proposée	104
	5.1	Phase 1: Extraction de caractéristiques	104
	5.2	Phase 2 : Classification supervisée	107
	5.3	Phase 3 : Fusion de décision	110
6.	Estim	ation de la précision de classification	111
7.	Discu	ssion et conclusion	113

CHAPITRE VII : CONCLUSION GENERALE

1.	Synthèse	115
2.	Discussion des limitations	117
3.	Perspectives	117
TF	RAVEAUX REALISES	118
BI	BLIOGRAPHIE	119

Liste des figures

CHAPITRE I

Figure I.1 (a,b): Images IKONOS Multispectrales de 4m de résolution spatiale5
Figure I.2 Occlusion et artefacts inhérent au contexte urbain. (a,b): Image IKONOS,
Panchromatique de 1m de résolution
Figure 1.3 Image IKONOS, (a) Composition colorée initiale des modalités visibles, 4 m de
résolution spatiale, sur-échantillonnées par un opérateur bi-cubique, (b) composition colorée
des images fusionnées à 1 m de résolution spatiales de l'image panchromatique7
Figure I.4 Illustration du phénomène d'occultation dans la modalité bleue, et histogramme de
la zone zoomée
Figure I.5 Illustration du phénomène d'occultation dans la modalité panchromatique, et
histogramme de la zone zoomée8
Figure I.6 Illustration du phénomène d'inversion de contraste dans la modalité bleue, et
histogramme de la zone zoomée9
Figure I.7 Illustration du phénomène d'inversion de contraste dans la modalité
panchromatique, et histogramme de la zone zoomée10
Figure I.8 Signatures spectrale (a) Zone urbaine : images IKONOS multispectrales. (b) : zone
rural 'Phoenix'11
Figure I.9 Attributs du pixel15

CHAPITRE II

Figure II.1 Représentation de la variabilité géométrique de route	.22
Figure II.2 (a) Représentation de milieux ruraux, (b) périurbains, dans la région Hasselt	
(Belgique). 2000 Space Imaging Europe. (c) Représentation de milieu urbain la région de	
Toulouse France	.22
Figure II.3 Occlusions et artefacts inhérents au contexte urbain	.23
Figure II.4 (a) Schéma d'acquisition d'image avec deux angles de visibilité. Effet de l'an	gle
de prise de vue sur la visibilité. (b) Effet d'une prise de vue oblique : IKONOS, 1	m,
Panchromatique, (c): IKONOS, 1m, Panchromatique	.24

Figure II.5 Augmentation significative du bruit engendrée par la haute résolution spatiale	en en
milieu urbain. IKONOS résolution 1m	.25
Figure II.6 Arborescence des méthodes d'extraction de routes	.26

CHAPITRE III

Figure III.1 Fusion de deux images par la transformée en Analyse en Composantes
Principales
Figure III.2 Analyse et synthèse d'ondelettes unidimensionnelles44Figure III.3 Transformation bidimensionnelle en ondelettes discrètes45Figure III.4 Fusion de deux images par la transformée en ondelettes45Figure III.5 Réponse spectrale de capteurs IKONOS50
Figure III.6 Images IKONOS Panchromatique, et images Multispectral
Figure III.7 Les variations de la moyenne de corrélation spectrale, la moyenne de corrélation
spatiale et le critère T en fonction du paramètre de pondération ω
Figure III.8 Résultats de la fusion Byésienne ; a,b $\omega = 0.50$, c,d $\omega = 0.99$
Figure III.9 Corrélations spectrales des ; Fusion de données Bayésienne optimisée (•), fusion
ondelettes (•), fusion IHS (•), fusion PCA (•) et fusion Brovey (•), et les bandes spectrales (à
savoir le proche infrarouge, rouge, vert et bleu). Les valeurs de corrélation inférieures à 0,5 ne
sont pas représentées dans ces figures57
Figure III.10 Résultats des méthodes de fusion, a : méthode Bayésienne ω =0.99, b :
méthode de l'Analyse en Composantes Principales, c: méthode Brovey, d: méthode
ondelette. Le carré à gauche correspond à un zoom, le carré à droite remplace l'image
fusionnée par l'image multispectrale d'origine
Figure III.11 Comparaison entre la fusion de données Bayesienne et la fusion ondelettes, en
utilisant différente pondération de $\omega_{opt}=0.65$, $\omega=0.50$ et $\omega=0.99$, basée sur ; (a) des critères
spectrale (à gauche) et des critères spatiales (à droite). Les symboles : $(\bullet)(\bullet)(\bullet)(\bullet)(\bullet)(\bullet)$
représentent les bandes spectrales : Rouge, Vert, Bleu, Infrarouge, et la bande
Panchromatique, respectivement

CHAPITRE IV

Figure IV.1 Illustration de l'angle spectrale d'un pixel d'une image à trois bandes. L'un des
vecteurs, est celui du pixel de référence, l'autre est le vecteur du pixel courant
Figure IV.2 Représentation du gradient63
Figure IV.3 Calcul de la direction pour chaque pixel64
Figure IV.4 Suppression des valeurs scalaires non maximum à travers la direction64
Figure IV.5 Vecteurs de coordonnées
Figure IV.6 Simplification des chemins
Figure IV.7 Liaison des chemins
Figure IV.8 Résultats de l'extraction. IKONOS images Panchromatique, images
Multispectral
Figure IV.9 Résultats de l'extraction après l'application de la fusion de données
Bayesienne (à gauche $\omega = 0.50$: à droite $\omega = 0.99$)
Figure IV.10 Convergence de la procédure Mean-Shift. Les points noirs représentent les trajectoires des points par translations successives selon le vecteur Mean-Shift à chaque
itération
Figure IV.11 Résultats de l'extraction des routes après le Mean-Shift77

CHAPITRE V

Figure V.1 Architecture centralisée	81
Figure V.2 Architecture décentralisée	82
Figure V.3 Architecture hybride	82
Figure V.4 Fusion de données au niveau décisions	83
Figure V.5 Principe de base des modèles de transfert	91
Figure V.6 Modèle de transfert généralisé d'Appriou	96

CHAPITRE VI

Figure VI.1 Réflectance de l'eau, du sol et la végétation dans différentes longueurs d'onde
Figure VI.2 La méthode de fusion de donnée proposée104
Figure VI.3 Extraction de caractéristiques radiométriques sur l'image Panchromatique et
Multispecrale et le résultat NDVI, BI2, ISU, NDWI2 (par ordre de gauche à droite à, de haut
en bas106
Figure VI.4 Base d'entraînement de classification108
Figure VI.5 Carte de classification de l'ensemble de données, NDVI, BI ₂ , ISU, NDWI ₂
l'image panchromatique, et l'mage multispectrale (par ordre de gauche à droite à, de haut en
bas)109
FigureVI.6 Carte de classification basée sur SVM avec la fusion de décision, Vote
majoritaire, et Dempster Shafer, l'image panchromatique, et l'mage multispectrale (par ordre
de gauche à droite à, de haut en bas)111
Figure VI.7 Comparaison des résultats de classification114

Liste des tableaux

CHAPITRE I

Tableau I.1 Tableau illustratif des différents niveaux de fusion de données
 16

CHAPITRE II

Tableau II.1 (Comparaison	des méthodes	semi-automatiq	ues d'extraction	n de routes	
Tableau II.2 (Comparaison	des méthodes	automatiques d ³	extraction de r	outes	34

CHAPITRE III

Tableau	u III.1 La métrique Q_4 calculée pour les différentes méthodes de fusion	56
Tableau	u III.2 Corrélations entre la bande panchromatique originale et l'intensité des	images
fusionné	ées	57

CHAPITRE IV

Tableau IV.1 Evaluation des résultats de l'extraction (Par ordre des images)	8
Tableau IV.2 Évaluation de la qualité des résultats d'extraction des routes à partir des	
résultats de la fusion de données Bayésienne (par ordre des images)7	1
Tableau IV.3 Évaluation des résultats d'extraction après l'application du Mean-Shift (par	
ordre des images)7	7

Tableau IV.4 Evaluation de la qualité d'extraction des routes dans différentes étapes de	
l'approche proposée	79

CHAPITRE VI

Tableau	VI.1 Caractéristiques spectrales extraite de l'image multispectrale	105
Tableau	VI.2 Résultats de la stratégie de fusion appliquée	114

Objectif

L'objectif de notre thèse est de contribuer à l'amélioration de l'analyse et l'interprétation des données de télédétection dans le milieu urbain, à travers le développement de méthodes de fusion de données multi-sources optimisées et performantes. Dans cette contribution, nous nous intéressons *dans un premier temps* à l'amélioration de l'extraction automatique des routes urbaines qui est un aspect essentiel pour une utilisation efficace des images de télédétection dans la plupart des contextes. *Dans un second temps* notre contribution se focalise sur le développement d'une approche d'amélioration de la qualité de classification des zones urbaines.

Contexte

La fusion de données dans notre contexte, regroupe un ensemble de méthodes, d'outils et de moyens, pour exploiter les données de deux ou plusieurs images provenant de capteurs ou de sources différentes. L'augmentation de la qualité et de la complémentarité de l'information, conduit à un meilleur traitement, classification, segmentation et extraction, et fournit plus de précision par rapport aux informations obtenues à partir d'une seule source de données. Dans ce contexte, nos travaux de recherche portent principalement sur la contribution au développement de méthodologies, permettant par différentes approches, de combiner au mieux l'ensemble des données de télédétection afin d'exploiter la richesse de leurs contenues informationnelles.

Le potentiel de notre contexte d'étude dépend de la capacité à répondre aux besoins pratiques des praticiens urbains, et de la rapidité à intégrer des données de télédétection dans des activités quotidiennes. Dans ce contexte, l'analyse des zones urbaines doit être en mesure de fournir aux planificateurs un ensemble de données clés et pertinent pour ces zones. Par conséquent, les entités spatiales pertinentes dérivées à partir des images de télédétection, peuvent être facilement intégrées dans de nombreux modèles urbains.

Problématique

- Il est préférable d'avoir une haute résolution spatiale dans l'analyse des scènes urbaines, et une moins bonne résolution spectrale, qu'une basse résolution spatiale et une haute résolution spectrale. La haute résolution spatiale du milieu urbain, va nous permettre d'analyser les scènes avec une meilleure précision géographique, et une meilleure identification des différents objets urbains. La contrepartie, est une augmentation éloquente du bruit dans l'image, rendant la classification et l'extraction plus difficile.
- L'occultation peut se produire entre les modalités si les images à fusionner sont acquises à des dates différentes. Plusieurs transformations peuvent se produire comme : des variations dans la végétation en cas de saisons différentes, des conditions d'illumination différentes, développement de zones périurbaines ou encore disparition d'habitations suite à une inondation.

 Des comportements spectraux différents peuvent apparaître dans des images acquises simultanément, à cause des différentes modalités qui vont interagir dans le processus de fusion de données. Dans certaines zones de l'image nous observons une inversion de contraste entre la modalité à haute résolution spatiale et la modalité bleue, cet exemple montre l'existence de dissimilitudes locales entre les capteurs de haute et de basse résolution, qui peuvent poser problème lors de la fusion de données.

Une méthode de fusion performante respectera les caractéristiques qui définissent le contenu de la bande spectrale à synthétiser tout en augmentant la résolution de l'image.

Etat de l'art

Bogaert et Fasbender (2008) ont proposé une approche de fusion de données basée sur la théorie Bayésienne.

Dans un travail récent, Vahideh et al. (2014) utilisent la théorie de Dempster Shafer pour fusionner des données LiDAR aéroportées avec des données multi-spectrales de SPOT 5, pour l'amélioration de l'extraction des caractéristiques.

Bigdeli et al. (2014) ont proposé une technique pour la fusion de données Hyper-spectrales et LIDAR au niveau de décision, en utilisant le système de fusion de classifications basé sur les SVM.

Proposition et contribution

Dans cette contribution, nous nous intéressons à l'extraction automatique des routes. Dans cette partie nous intégrons l'information spectrale de l'image multispectrale avec l'information spatiale à partir de l'image panchromatique, pour exploiter les propriétés spatiales des images satellitaires à haute résolution, *en appliquant la fusion de données Bayésienne* [44].L'image résultante est ensuite *filtrée avec la techniques Mean-Shift* [129] a fin d'affaiblir l'apparition des objets et des artefacts sur les images fusionnées, tout en conservant une bonne qualité d'image pour améliorer l'extraction de la route. *Les évaluations quantitatives et qualitatives dans la zone urbaine étudiée, montrent que l'exhaustivité et l'exactitude des routes principales extraites au sens de leurs longueurs, ont été augmentées de plus de 50%, en appliquant la méthode de fusion de données Bayésienne et la techniques de filtrage Mean-Shift.*

Nos résultats d'extraction sont vectorisés pour l'intégration dans des systèmes d'information géographique (SIG), et pour une meilleure interaction avec des experts, qui peuvent intégrer facilement ces entités spatiales pertinentes dérivées à partir de notre démarche, dans de nombreux modèles urbains et qui peuvent ensuite être utilisées ou transformées dans une plus large gamme d'applications, comme ; la planification physique et l'aménagement territorial ou régional à partir de système d'information géographique, pour l'aide à la prise de décisions en aménagement du territoire et en planification urbaine, l'étude des réseaux du transport, et notamment pour le suivi et la gestion des problèmes de circulation, et des modèles de prévision.

La deuxième partie de cette thèse est concentrée sur la fusion de décisions. Dans cette partie nous présentons *une méthodologie de fusion de décisions* pour la combinaison de données multi-spectrales et panchromatiques dans le milieu urbain. La méthode proposée est un système de fusion de classifieurs basée sur la technique SVM. Dans cette démarche les caractéristiques radiométriques sont extraites à partir des données multi-spectrales. Ensuite, les classifieurs SVM sont appliqués à l'ensemble de caractéristiques, et sur les données panchromatiques. Après avoir produit plusieurs classifieurs, deux techniques de fusion de données comparatives sont appliquées; la méthode de Dempster Shafer, et la méthode du Vote Majoritaire, afin de fusionner les résultats des classifieurs SVM des ensembles de données. Les résultats expérimentaux démontrent que la méthode de fusion de données proposée a amélioré l'exactitude de la classification par rapport aux ensembles de données issues de source unique.

Les résultats révèlent que la précision globale de la classification SVM sur les données multispectrales et panchromatiques séparément est de 60,3% et de 59,1% respectivement, alors que notre méthode de fusion de décision basée sur la théorie de l'évidence ou théorie de Dempster Shafer, permet une précision de 94,7%.

Limitations

La plus grande partie du temps consommé du processus de fusion de données, est l'optimisation du facteur de pondération. La qualité d'un produit de fusion est une fonction qui dépend de l'échelle, mais aussi de la quantité d'information à injecter dans les modalités multispectrales, des travaux supplémentaires sont nécessaires pour être susceptible de prédire la quantité d'information à injecter pour une image donnée.

Les notions fondamentales de la théorie des croyances de Dempster-Shafer, ont été discutées dans la deuxième partie de cette thèse, ainsi que les fonctions de description de l'information de l'image sous forme de masses élémentaires. Nous avons retenu les fonctions de masses estimées à travers le modèle d'Appriou généralisé au cas multi-classes. Ce modèle a été choisi, du fait qu'il est cohérent avec l'approche probabiliste Bayesienne pour le cas des connaissances parfaites. Les fonctions de masse ont été estimées directement à partir des probabilités Bayésiennes. Pour intégrer l'imprécision dans le processus de fusion de classifications, nous avons introduit la notion de conflit dans la règle de décision de maximum de vraisemblance. Mais, le choix d'un seuil de conflit adéquat pour toutes les classes, reste toujours un problème délicat à résoudre. Il serait judicieux de déterminer ce seuil d'une manière automatique en fonction de la variabilité de chaque classe.

Conclusion et perspectives

A partir des limites abordées, une coopération des méthodes peut être étudiée afin de bénéficier des avantages de chacune. Ces approches de fusion peuvent être adaptées dans une structure hybride, qui peut être étudiée et paramétriquement optimisée. Afin de rendre notre système plus performant, d'autres voies possibles pour de futurs travaux sont proposées.

BIBLIOGRAPHIE

[31] B. Bigdeli, F. Samadzadegan, et P. Reinartz, «A decision fusion method based on multiple support vector machine system for fusion of hyperspectral and LIDAR data », Int. J. Image Data Fusion, vol. 5, no 3, p. 196–209, 2014.

[44] D. Fasbender, J. Radoux, et P. Bogaert, « Bayesian data fusion for adaptable image pansharpening », IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 46, no 6, p. 1847–1857, 2008.

[116] E. Christophe et J. Inglada, « Robust road extraction for high resolution satellite images », in Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on, 2007, vol. 5, p. V–437.

[129] D. Comaniciu et P. Meer, « Mean shift: A robust approach toward feature space analysis », IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 24, no 5, p. 603–619, 2002.

[132] V. Saeidi, B. Pradhan, M. O. Idrees, et Z. A. Latif, «Fusion of airborne LiDAR with multispectral spot 5 image for enhancement of feature extraction using Dempster–Shafer theory », IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 52, no 10, p. 6017–6025, 2014.

[148] A. P. Dempster, « A Generalization of Bayesian inference (with discussion) », J. R. Stat. Society Ser. B, vol. 30, no 2, 1968.

Chapitre I

1. Objectif

L'objectif de notre thèse est de faire face à de nouveau problèmes de la fusion de données multi-sources liés à la quantité et la diversité des données issues de différentes sources. Ceci nécessite de passer à un niveau d'abstraction plus élevé, et d'apporter une contribution pour améliorer l'analyse et l'interprétation des données de télédétection dans le milieu urbain, à travers le développement d'une méthodologie de fusion multi-sources optimisée, dont les résultats sont prometteurs sur des scènes particulièrement complexes. La fusion de données dans notre contexte regroupe un ensemble de méthodes, d'outils et de moyens, pour exploiter les données de deux ou plusieurs images provenant de capteurs ou de sources différentes. L'augmentation de la qualité et de la complémentarité de l'information conditionne les performances de la classification, de la segmentation, et de l'extraction, et fournit plus de précision par rapport aux informations obtenues à partir d'une seule source de données.

2. Contexte

Une attention particulière a été accordée à la fusion de données multi-sources ces dernières années pour des applications militaires et civiles. Les techniques de fusion de données combinent les données de plusieurs capteurs fournissant des informations connexes pour réaliser des inférences plus spécifiques que celles réalisées à partir d'un seul capteur indépendant.

La fusion multi-sources se réfère à la combinaison synergique de différentes sources d'information en un seul format de représentation. Suivant le cas considéré, les informations à fusionner peuvent provenir de données

- issues des différents capteurs d'une même source, ou
- issues de plusieurs sources distinctes.

La fusion de données multi-sources peut se produire au niveau de l'image, au niveau des caractéristiques, ou sur la base des représentations des symboles (fusion de décision).

La fusion au niveau de l'image, appelée également fusion au niveau des pixels, génère une image de fusion dans laquelle chaque pixel est déterminé à partir d'un ensemble de pixels dans chaque image.

La fusion au niveau de caractéristique utilise l'extraction de caractéristiques sur les données sources de sorte que les caractéristiques de chaque source peuvent être utilisées conjointement.

La fusion décisionnelle permet à l'information provenant de plusieurs capteurs à être efficacement combinée au plus haut niveau d'abstraction. Les symboles utilisés pour la fusion peuvent être originaires soit uniquement du traitement des informations fournies, ou par l'intermédiaire d'un processus de raisonnement symbolique qui peut inclure une information a priori.

La plupart des capteurs fournissent des données communes qui peuvent être fusionnés à une ou plusieurs de ces niveaux. Les différents niveaux de la fusion multi-sources peuvent être utilisés pour fournir des informations à un système qui peut être utilisé à des fins bien précises. Ainsi, les avantages potentiels de la fusion d'images sont [35] :

- la précision des informations obtenues,
- un gain de temps, et
- à moindre coût.

En outre, la fusion d'images permet de distinguer des caractéristiques qui sont impossibles à percevoir avec un capteur individuel. Ces avantages correspondent aux notions d'informations redondantes, complémentaires, plus rapides et moins coûteuses. Les informations redondantes sont assurées par un groupe de capteurs lorsque, par exemple, chaque capteur perçoit, avec éventuellement une précision différente, les mêmes caractéristiques dans un même environnement. La fusion des informations redondantes peut réduire l'incertitude générale et servir donc à augmenter la précision. Plusieurs capteurs fournissant des informations redondantes peuvent également servir à augmenter la fiabilité dans le cas des erreurs de capteur [35][41].

Des informations complémentaires, non perceptibles à partir d'un seul capteur, permettent aux caractéristiques d'un environnement, d'être perçus à partir de plusieurs capteurs en utilisant uniquement les informations de chaque capteur séparément. Si les caractéristiques à percevoir sont considérées comme des dimensions dans un espace de caractéristiques, alors l'information complémentaire est fournie, lorsque chaque capteur est seulement en mesure de présenter des informations concernant un sous-ensemble de l'espace de caractéristiques [41].

Plus d'informations peuvent en résulter en temps opportun, lorsque plusieurs capteurs sont utilisés, puisque l'ensemble du système peut être en mesure de parvenir à une conclusion sur une propriété de l'environnement, plus rapidement [35].

A partir d'un système utilisant la fusion multi-capteurs, plus d'informations peuvent être obtenues au moindre coût. Par exemple, un ensemble de capteurs ordinaires peuvent être utilisés pour obtenir des performances qui ne pouvaient être obtenues autrement en utilisant un seul capteur très coûteux.

Au cours des dernières années, la fusion multi-sources a attiré plus d'attention dans une grande variété d'applications, telles que la détection d'arme dissimulée, le diagnostic médical, l'inspection des défauts, la surveillance militaire, et la télédétection.

Dans ce contexte, nos travaux de recherche portent principalement sur la contribution au développement de méthodologies, permettant par différentes approches, de combiner au mieux l'ensemble des données de télédétection afin d'exploiter la richesse de leurs contenues informationnels.

Les hétérogénéités des données de télédétection spatiales et spectrales des zones urbaines, représentent des sources appropriées de données urbaines pour soutenir et comprendre les

modèles urbains et leurs processus dynamiques. Leurs relations sont un objectif primordial dans les programmes de recherche urbaine dans les milieux scientifiques, pour les gestionnaires des ressources, et les planificateurs, car le développement et la gestion des zones urbaines à venir, nécessite des informations détaillées sur ces processus et ces modèles en évolution permanente.

Le potentiel de notre contexte d'étude dépend de la capacité à répondre aux besoins pratiques des praticiens urbains, et de la rapidité à intégrer des données de télédétection dans des activités quotidiennes. Dans ce contexte, l'analyse des zones urbaines doit être en mesure de fournir aux planificateurs un ensemble de données clés et pertinent pour ces zones. Par conséquent, les entités spatiales pertinentes dérivées à partir des images de télédétection, peuvent être facilement intégrées dans de nombreux modèles urbains. A partir de cet objectif les données transformées peuvent ensuite être utilisées dans une plus large gamme d'applications, y compris :

- la planification physique et l'aménagement territorial ou régional, par exemple : l'utilisation des informations issues des images satellites et leurs intégrations dans un système d'information géographique, pour l'aide à la prise de décisions en aménagement du territoire et en planification urbaine, notamment pour le suivi et la gestion des problèmes environnementaux;
- la planification économique, par exemple : l'accessibilité, l'analyse des emplacements, et l'étude des réseaux de transport;
- la planification sociale comme par exemple : la population, structures urbaines, et d'autres organisations sociodémographiques,
- les modèles de prévision, par exemple : la croissance urbaine.

La précision et la fiabilité des résultats obtenus pour l'une de ces applications, dépend de la qualité des données d'entrée, par exemple, la précision et la fiabilité de la classification des données pertinentes, l'échelle de l'analyse...etc. Avec les images à hautes résolutions spatiales, nous espérons passer de la simple détection à l'identification, voire de l'identification à l'analyse.

L'image panchromatique est primordiale à l'interprétation analogique, et à l'exploitation de la texture urbaine. L'image multispectrale, par contre, montre rapidement ses limites, ne parvenant pas à satisfaire pleinement les exigences des classifications en milieu urbain. Par conséquent, des efforts méthodologiques considérables sont consentis afin d'améliorer les performances de l'analyse en milieu urbain.

Ces données de modalités différentes, spectrales, spatiales et temporelles, proposent différentes représentations du même environnement physique. Comment gérer ces différentes représentations, et comment tirer profit de leurs combinaisons ?

La fusion de données est l'une des meilleures réponses à l'utilisation possible de cet ensemble de données de télédétection. Dans cette thèse, notre contribution dans le domaine de l'analyse des scènes urbaines est exposée, et différentes approches sont proposées, principalement basées sur la fusion de données à partir des images satellitaires de très haute résolution de différentes modalités.

Avant d'aborder la structure de cette thèse nous exposons la problématique qui constitue la base de notre réflexion, sur laquelle est portée notre contribution pour une thématique assez complexe.

3. Problématique

La photographie aérienne a longtemps été utilisée comme un outil pour l'analyse des milieux urbains [1] [2]. Cette forme de télédétection est encore largement utilisée aujourd'hui. Pour des raisons de disponibilité, de résolution, de fréquence de mise à jour et de coût, la recherche en télédétection urbaine a évoluée d'avantage vers l'utilisation des images multispectrales, en particulier celles acquises par des capteurs de satellites. Cette tendance a été initiée avec la première génération de capteurs satellites, notamment le Landsat MSS (Système de balayage multispectral) et SPOT HRV (Haute Résolution Visible), et qui a donné un nouvel élan par un certain nombre de dispositifs de deuxième génération, tels que Landsat TM (Thematic Mapper) et SPOT-4 [3]. La disponibilité de la résolution spatiale encore plus élevée (20m / 10m) des images de ce dernier, a permis des études plus détaillées des zones urbaines [4][5][6].

L'avènement, au cours des dernières années, d'une troisième génération de très haute résolution spatiale (<5m) de capteurs satellites, a encore stimulé le développement de la télédétection urbaine [7][8]. Les données produites de ces satellites de troisième génération, ont facilité la discrimination du milieu dense et hétérogène, et la distinction du tissu urbain dans des agglomérations en expansion rapide de beaucoup de zones urbaines en développement.

La disponibilité des images de télédétection à très haute résolution spatiale constitue un apport certain pour l'étude du milieu urbain et sa cartographie. Pour souligner l'importance de ces nouvelles sources de données, il est bon de rappeler que ce niveau de résolution spatiale correspond à des échelles d'analyse entre *1: 10.000* et *1: 25.000*.

L'utilisation des images à haute ou à très haute résolution spatiale pose cependant quelques problèmes. Premièrement la très haute résolution spatiale concerne le mode panchromatique, et deuxièmement, la quantité d'information correspondante crée des difficultés en termes de stockage d'image, et de temps de traitement.

La solution suggérée pour résoudre le premier problème, tourne au tour de plusieurs méthodes de fusion de données panchromatique de haute résolution spatiale, avec des données multispectrales de résolution inférieure [9] [10] [11]. Les transformées dans l'espace de

couleur, l'analyse en composantes principales, les méthodes de filtrage spatiale, et la méthode d'ondelettes, sont parmi les moyens les plus communs de parvenir à une telle intégration [12] [13] [14] [15]. En outre, nous pouvons observer que la question de la fusion est, et restera, de première importance dans les analyses diachroniques utilisant des images enregistrées par les différentes générations de capteurs, avec différentes résolutions spatiales.

Les problèmes concernant le volume de données, peuvent apparaître comme d'une importance secondaire. Malgré les améliorations rapides et continues de la technologie informatique, ils demeurent significatifs à l'échelle de la région urbaine, et nécessitent des techniques de compression de données.

Dans ce contexte, les méthodes ondelettes peuvent être développées, car elles permettent non seulement une compression efficace des données, tout en préservant les valeurs spectrales originales, mais elles peuvent également être utilisées pour faire fusionner des images à des résolutions différentes, traitant de ce fait, en même temps les deux problèmes décrits cidessus.



Figure I.1 (a,b): Images IKONOS Multispectrales de 4m de résolution spatiale.

La figure I.1 illustre deux images multispectrales IKONOS de 4 m de résolution spatiale. Sur une portion zoomée des images (a) et (b) nous sommes dans l'incapacité de délimiter les entités urbaines telles que les routes, les bâtiments et la végétation. En effet, ces derniers sont difficilement identifiables. Il est donc préférable d'avoir une haute résolution spatiale dans l'analyse des scènes urbaines, et une moins bonne résolution spectrale, qu'une basse. La résolution spatiale permet de visualiser les délimitations des routes et les aspérités des toits des bâtiments, et nous permet d'analyser les scènes avec une meilleure précision géographique, et une meilleure identification des différents objets urbains.

La contrepartie, est une augmentation éloquente du bruit dans l'image, rendant la classification et l'extraction plus difficile. L'image de la figure ci-dessous est un exemple

pour illustrer quelles sortes d'artefacts engendrés à la fois du milieu urbain et de la haute résolution spatiale. Les véhicules, les ombres portées des bâtiments, vont perturber le procédé de l'extraction des caractéristiques urbaines comme les routes, les bâtiments ... etc. Dans l'image panchromatique sur la figure I.2, les surfaces bitumées tel que les parkings, les bâtiments et les routes ont des radiométries similaires.



Figure I.2 Occlusion et artefacts inhérent au contexte urbain. (a,b): Image IKONOS, Panchromatique de 1m de résolution.

La figure I.3 (a) illustre l'image qui correspond à la composition colorée des bandes rouge, verte, bleue et infrarouge de l'image multispectrale. Sa résolution spatiale est de 4m et est suréchantillonnée par un opérateur bi-cubique. L'image de droite représente la composition colorée des modalités correspondantes fusionnées à la résolution spatiale de l'image panchromatique de 1m. Sur la partie zoomée de l'image multispectrale originale, il est difficile de délimiter la route du parking. Dans l'image de synthèse (b), les contours ont été affinés et les entités urbaines sont mises en évidence. La résolution spatiale permet dorénavant de visualiser clairement les routes, les bâtiments, et même de compter le nombre de véhicules sur le parking ...etc.



Figure 1.3 Image IKONOS, (a) Composition colorée initiale des modalités visibles, 4 m de résolution spatiale, sur-échantillonnées par un opérateur bi-cubique, (b) composition colorée des images fusionnées à 1 m de résolution spatiales de l'image panchromatique.

Nous remarquons dans la figure ci-dessus, la richesse des informations apportée par l'accroissement de la résolution spatiale. Généralement, la modalité multispectrale à fusionner et celle qui comporte les détails de haute résolution spatiale représentant la même zone géographique, possèdent des caractéristiques proches en termes de structures géométriques, comme c'est le cas sur les images de la figure I.3.

Sur ces deux zones zoomées de la figure I.3 aucun problème flagrant n'apparaît, mais il se peut que les données des images en entrée possèdent localement des caractéristiques dissemblables, se manifestant par des luminances différentes. Cette notion n'est pas évidente à maîtriser et certains auteurs rencontrent des difficultés à formuler les enjeux qui entourent la fusion d'images. Nous illustrons dans ce qui suit deux types de dissimilitudes locales ; les occultations d'objets et les inversions de contraste.

Les figures suivantes illustrent la même zone dans la modalité bleue, et la modalité panchromatique. Le carrefour bien visible dans la modalité panchromatique sur la figure I.5, est absent de la modalité bleue dans l'image multispectrale sur la figure I.4. Localement, cette structure est manquante dans la modalité à basse résolution spatiale, et crée donc une dissimilitude entre ces deux images.





Figure I.4 Illustration du phénomène d'occultation dans la modalité bleue, et histogramme de la zone zoomée.



Figure I.5 Illustration du phénomène d'occultation dans la modalité panchromatique, et histogramme de la zone zoomée.

Des comportements spectraux différents peuvent apparaître dans des images acquises simultanément, à cause de la bande passante des différentes modalités qui vont interagir dans le processus de fusion de données. La figure I.6 et la figure I.7, illustrent un objet clair sur fond sombre dans la modalité panchromatique, qui se retrouve foncé sur fond clair dans la bande bleue. Cette observation, en présentant une ligne de pixel sur l'agrandissement de cette zone, couvre une région de l'image où la radiométrie du terrain change selon la modalité observée.

La figure I.6 montre que la zone zoomée, apparaît plus sombre comparée à son environnement. L'histogramme de la figure I.6 représente les niveaux de gris de la modalité bleue dans l'image multispectrale le long de la ligne rouge. La modalité panchromatique expose le phénomène contraire puisque la zone en question est plus claire que la région qui l'entoure. Nous observons une inversion de contraste entre la modalité à haute résolution spatiale et la modalité bleue.

Ces exemples montrent l'existence de dissimilitudes locales entre les capteurs de haute et de basse résolution, qui peuvent poser problème lors de la fusion de données. Une méthode de fusion performante respectera les caractéristiques qui définissent le contenu de la bande spectrale à synthétiser, tout en augmentant la résolution de l'image.



Figure I.6 Illustration du phénomène d'inversion de contraste dans la modalité bleue, et histogramme de la zone zoomée.


Figure I.7 Illustration du phénomène d'inversion de contraste dans la modalité panchromatique, et histogramme de la zone zoomée.

Le processus de classification de l'occupation de sol est une autre question méthodologique qui doit être prise en considération. A priori ce problème n'est pas restreint à l'analyse urbaine ; la télédétection est fondamentalement une science de l'inférence et, même si quelques propriétés de la surface de la Terre peuvent être mesurées directement, les données de télédétection sont plus représentatives pour les variables d'intérêt.

Dans les structures non-urbaines, il est généralement possible de dériver, des relations directes et relativement simples entre la réponse spectrale des deux principales composantes des écosystèmes terrestres (eau et végétation) et l'occupation des sols. En revanche, le milieu urbain pose beaucoup plus de problèmes, en ce que les valeurs de réflectance spectrale identiques peuvent correspondre à des occupations de sol différentes.

Les conséquences pour l'analyse des scènes urbaines sont de deux ordres : d'abord, la qualité des classifications urbaines est généralement plus pauvre que celle pouvant être obtenue pour les scènes non-urbaines, à la fois en termes de nombre de classes pouvant être reconnues, et la précision avec laquelle elles peuvent être identifiées. Deuxièmement, les typologies d'occupation du sol qui peuvent être récupérées au moyen de signatures spectrales, peuvent être différentes des nomenclatures utilisées dans l'analyse urbaine.



(a)



(b)

Figure I.8 Signatures spectrale (a) Zone urbaine : images IKONOS multispectrales. (b) : zone rural 'Phoenix'.

La conséquence directe de la quantité croissante de données de télédétection, est l'existence d'une diversité importante dans l'information. En effet, les données ne partagent généralement pas la même nature, de sorte qu'il est très commun de traiter conjointement des variables de composition différentes et complexes. En outre, même des variables de même nature ne partagent généralement pas la même qualité, ce qui entraîne des incertitudes différentes.

Ces problèmes ont motivé l'émergence du concept de la fusion de données multi-sources. L'objectif principal de notre démarche est de mettre en œuvre une méthodologie de fusion de données qui traite diverses sources d'informations, de telle sorte que le résultat final soit une prédiction unique qui explique toutes les sources à la fois. Cela nous permet ainsi de concilier plusieurs sources potentiellement contradictoires plutôt que d'en choisir une seule en raison d'un manque de méthodologie appropriée.

Pour la plupart des méthodes géostatistiques existantes, il est tout à fait difficile de tenir compte à la fois du nombre important de sources d'informations et leurs diversités. En outre, les méthodes géostatistiques sont généralement consacrées à un type particulier de données. En conséquence, il faut souvent choisir une seule source d'information parmi toutes les sources disponibles. Cela entraîne évidemment une perte considérable d'informations [44].

Afin d'éviter de tels choix, il est donc pertinent de regrouper les concepts de fusion de données et de la géostatique dans notre contexte d'analyse urbaine. Il convient de noter que l'idée de comptabiliser plusieurs sources d'informations n'est pas nouvelle dans la géostatistique. Plusieurs tentatives ont été proposées dans la littérature afin de résoudre ces problèmes d'assimilation de données [44].

Malheureusement, les solutions proposées jusqu'à présent par ces méthodes sont généralement consacrées à des problèmes spécifiques qui sont assez difficiles à généraliser dans d'autres

situations. En outre, la plupart de ces méthodes ont des inconvénients majeurs qui sont discutées dans cette thèse.

4. Etat de l'art

Pour améliorer les résultats de la classification, de l'extraction et de l'analyse des scènes urbaines, et restructurer les typologies pour répondre aux besoins des praticiens urbains, la recherche dans ce domaine a fait accroitre les techniques de traitement d'image numérique et l'interprétation visuelle assistée par ordinateur [16]. Par rapport aux procédures classiques d'interprétation numérique de l'image, toute amélioration des résultats de classification, bien plus que dans d'autres domaines de télédétection, même si elle est de quelques pourcentages, est généralement considéré comme valable. Cela explique pourquoi l'évolution des techniques de classification des données de télédétection, trouve souvent une application anticipée dans le domaine urbain [17].

Plusieurs approches ont été étudiées, basées sur des algorithmes traditionnels en utilisant des probabilités a priori ou a posteriori, afin d'améliorer les résultats de classification [18] [19]. De nouveaux algorithmes basés sur les probabilités Bayésienne, la théorie de l'évidence, et les théories floues, ont également été utilisés pour leurs capacités à faire face plus efficacement aux caractéristiques spatiales et spectrales complexes des milieux urbains [20].

L'extraction des éléments planimétriques tel que les routes, les lacs, et occupation du sol, ... etc., à partir des images de télédétection, avant ou après classification, constitue un domaine de recherche très dynamique en milieu urbain. Les méthodes classiques, développées à l'origine pour des photographies aériennes numérisées, ont été largement appliquées sur des images satellite avec des résolutions spatiales élevées [21].

Les résultats obtenus sont exploités dans divers domaines. Des informations sur les réseaux routiers d'une ville, peuvent être utilisées pour la planification des transports urbains [22] [23] [24], ou, plus généralement, dans le processus de mise à jour des cartes [25], et des estimations de la hauteur des bâtiments peuvent être utilisées pour compléter les cadastres [26]. Ces données sont une source d'information importante permettant d'analyser l'environnement urbain.

Les images de l'occupation de sol dans les zones urbaines, contribuent aussi, dans leurs utilisations à soutenir et informer les simulations numériques de la croissance urbaine. Dans ce contexte, les images de l'occupation des sols fournissent les conditions initiales sur lesquelles des prévisions et des estimations peuvent être fondées [27] [28].

Afin d'améliorer l'analyse en milieu urbain, les premières tentatives consistaient à augmenter artificiellement la résolution spatiale des images multispectrales. Pour les applications de classification, les images multispectrales sont échantillonnées à la résolution spatiale de l'image panchromatique, donnant la possibilité de contrôler localement les variations de contraste [29]. Pour la réalisation d'une composition colorée à une haute résolution spatiale, le

traitement implique un processus de fusion, conservant ainsi la radiométrie originale des canaux fusionnés [14] [15]. Les compositions à haute résolution obtenues par des techniques de fusion ont abouti à une qualité approuvable pour soutenir la photo-interprétation assistée par ordinateur ou PIAO [16], ou encore plus générale ; l'interprétation d'image assistée par ordinateur IIAO [30].

Actuellement les recherches dans le domaine de l'analyse du milieu urbain en télédétection, se penchent vers des approches de classification multi-sources, pour combler l'insuffisance, l'imperfection, et l'incertitude des informations issues d'une seule source de données [31] [32]. La classification multi-source permet d'apporter de chaque source de donnée des informations complémentaires, pour l'amélioration de la prise de décision, et pour l'affectation des pixels des images de différentes sources à des classes bien déterminées.

Différentes modalités de données peuvent être obtenues par différents capteurs pour une même zone imagée, et plus de propriétés et de caractéristiques peuvent être révélées sur la structure de cette zone. Plusieurs nouvelles approches concurrentes dans le domaine de la fusion et de la classification des données dans le milieu urbain ont été proposées. En termes de l'analyse et de traitement des images de télédétection, nous citons le concept de la fusion de données Bayésienne présenté par Bogaert et Fasbender [44], les auteurs présentent une approche Bayésienne de fusion de données pour faire face aux données spatiales en général.

Nous citons aussi les techniques ondelettes et l'analyse multi-résolution dans l'analyse des zones urbaines [33]. La transformée en ondelettes a également été appliquée pour la fusion d'images et des cartes « raster » de différentes résolutions spatiales [34], et à la fusion des différentes images de télédétection pour la mise à jour des cartes des zones urbaines [35]. Rottensteiner et. al. [36] ont présenté une approche de fusion de données LIDAR et des images multispectrales, basée sur la théorie de Dempster Shafer, pour la détection des bâtiments hétérogènes.

Fauvel et. al. [37] ont appliqué le concept de la fusion de décision pour la classification de zones urbaines. Leur approche de fusion comprend deux étapes : dans la première étape, les données sont traitées par chaque classificateur séparément et les algorithmes fournissent pour chaque pixel des degrés d'appartenance pour des classes considérées. Dans la deuxième étape, une règle de décision floue est utilisée pour agréger les résultats fournis par les algorithmes en fonction des capacités des classifieurs. La méthode a été testée et validée avec deux classifieurs sur des images IKONOS en zones urbaines. La méthode proposée a permis d'améliorer la précision globale de classification pour six classes (bâtiments, maisons, routes principales, rues, espaces ouverts, et les ombres) de 75,7%.

En dépit de la croissance exponentielle de la quantité de données qu'on peut s'attendre à fournir, de plus grandes possibilités de modélisation et de prédiction s'offrent à nous. Le nombre et la diversité des sources sur lesquelles cette information est fragmentée, augmente à

un rythme encore plus rapide. En conséquence, il existe un réel besoin de méthodes visant à les concilier dans un cadre théorique solide.

5. Contribution

L'objectif de notre thèse est d'apporter une contribution pour améliorer l'analyse et l'interprétation des données de télédétection dans le milieu urbain, à travers le développement de méthodes de fusion multi-sources qui promet d'améliorer nos résultats de classification et d'extraction.

La fusion de données dans notre contexte, regroupe un ensemble de théorie dans un cadre statistique et prédictif, pour exploiter les données de deux ou plusieurs images provenant de capteurs ou de sources différentes. L'augmentation de la qualité et de la complémentarité de l'information, conduit à un meilleur traitement, classification, segmentation et extraction, et fournit plus de précision par rapport aux informations obtenues à partir d'une seule source de données.

Bien que de nouvelles méthodes aient été développées récemment en mettant l'accent sur l'intégration de sources de données incertaines, il n'existe pas dans la littérature une méthode systématique de comptabiliser explicitement la redondance d'informations par une procédure de fusion de données [44]. À partir du concept de la mesure d'erreurs, nous développons dans notre thèse une méthodologie pour intégrer le traitement de l'information multiple comme une partie du processus de prédiction lui-même, grâce à des approches basées sur la théorie Bayésienne de la décision.

Les données exploitées dans notre recherche, sont issues du satellite IKONOS, qui propose des images acquises par cinq modalités différentes. Quatre d'entre elles sont des modalités multispectrales, avec des bandes spectrales situées dans le bleue, le vert, le rouge et le proche infrarouge. Leurs résolutions spatiales est de 4m.

La modalité panchromatique a l'avantage de proposer une image de résolution spatiale quatre fois plus importante (1m), et sa bande spectrale est plus large en s'étendant du bleu jusqu'au proche infrarouge inclus. Comme la haute résolution spectrale et la haute résolution spatiale sont contenues dans des images différentes, le problème devient celui d'une synthèse d'images multimodales possédant la meilleure résolution spatiale.

La fusion de données dans notre contexte, se traduit par un processus d'exploitation conjointe des informations provenant à l'origine de sources distinctes. Les propriétés essentielles d'identification et de reconnaissance d'un pixel, sont fournies par son contexte [39] [40]. Le contexte est un ensemble d'attributs, permettant de définir et de caractériser le pixel dans l'image de manière précise et complète.

Nous définissons principalement trois attributs illustrés par la figure I.9 ; l'attribut spectral, l'attribut spatial et l'attribut temporel.



Figure I.9 Attributs du pixel.

-L'attribut spectral représente la résolution spectrale de l'image, indiquant l'intensité à chaque longueur d'onde dans chaque spectre, et fait référence au nombre de capteurs spectraux embarqués au bord d'un satellite.

- L'attribut spatial exprime la résolution spatiale de l'image, et représente le niveau du détail au sol perceptible par le capteur, et d'autre part à la structure spatiale du voisinage du pixel dans l'image.

- L'attribut temporel représente la résolution temporelle du capteur d'acquisition définie par son cycle de passage au-dessus du même point. Il peut s'agir d'une résolution temporelle d'un ensemble de satellites fonctionnant en constellation, et qui est définie par le cycle de passage de chaque satellite au-dessus du même point sur un court intervalle de temps.

Ainsi, la combinaison de ces trois attributs qui représentent des sources d'informations significatives caractérisant le pixel dans l'image permettent de définir plusieurs types de fusion dont le but est l'amélioration de la prise de décision concernant la nature thématique de ce pixel. Ces types de fusion sont communément désignés par le terme « fusion multi-sources » [38] [40], le terme plus général de « fusion contextuelle » [38] [41].

Nous parlons de fusion de données de « bas niveau », lorsque les données en question sont proches des paramètres physiques mesurés, et de fusion « haut niveau » si nous traitons des caractéristiques dérivées de ces mesures. Pour des données de télédétection, nous distinguons la fusion de pixels, la fusion d'attributs, ou de caractéristiques, et la fusion de décisions [38] [42] [43]. Nous présentons par la figure suivante ces trois niveaux de fusion, avec deux sources de données *S1* et *S2*.

Fusion de pixels	Fusion d'attributs	Fusion de décisions
Prise de décision Extraction d'attribut Fusion de pixels S1 S2	Prise de décision Fusion d'attribut Extraction d'attribut Extraction d'attribut S1 S2	Fusion de décision Prise de décision Extraction d'attribut S1 S1 Fusion de décision Prise de décision Prise de décision S1 S2

Tableau I.1 Tableau illustratif des différents niveaux de fusion de données.

- La fusion de pixels, ou fusion au niveau pixel : s'opère directement sur les pixels de l'image qui constituent les mesures les plus proches de l'observation physique de l'objet.
- La fusion d'attributs, ou fusion au niveau attribut : s'opère sur des primitives ou des caractéristiques extraites à partir de chaque image. Ces primitives peuvent être des contours, des régions, des textures ou des composantes fréquentielles.
- La fusion de décisions ou fusion au niveau décision : consiste à combiner les décisions des traitements effectuées sur chaque source, pour obtenir une solution globale optimale. La fusion est opérée sans tenir compte des caractéristiques internes des traitements mono-sources.

A partir de ce classement de niveaux de fusion, se déploie une grande variété de techniques de fusion multi-sources pour l'amélioration de la photo-interprétation. Ceci implique l'Intensité-Teinte-Saturation (IHS), la méthode de Brovey, la méthode d'Analyse de Composantes Principales (ACP) et l'Analyses Multi-Résolutions d'Ondelettes (MRA). Il existe aussi d'autres approches avancées telles que les méthodes variationnelles [112], et les méthodes de filtre passe-haut [13].

Pour les utilisateurs souhaitant fusionner des données tout en préservant la qualité des données spatiales et spectrales d'origines, choisir une méthode parmi les nombreuses possibilités n'est pas simple. En effet, leur performance peut varier en fonction des données spécifiques à portée de main, de sorte que le choix s'appuie fortement sur l'expérience des utilisateurs [15] [150] [115]. De plus, chaque méthode a ses propres limites quant à la qualité

du résultat final. La résolution spatiale obtenue grâce à la fusion est supposée être celle de la modalité à haute résolution spatiale ayant servi à la fusion de données.

Tous les algorithmes de fusion ne sont pas identiques en termes de performance, tant au niveau géométrique que radiométrique. Afin d'éviter ces problèmes, et afin d'obtenir une méthode générale de fusion de données qui soit adaptative et robuste avec la diversité et la complexité du milieu urbain, nous consacrons un chapitre de cette thèse à une étude comparative des méthodes de Pansharpening les plus expérimentées dans le milieu urbain. Dans ce chapitre nous étudions la méthode IHS, la méthode PCA, la méthode Brovey, la transformée en Ondelettes, et la fusion de données Bayésienne.

Pour cela, cette thèse se concentre sur un cadre de fusion de données probabiliste basée sur la décision Bayésienne, qui rassemble les concepts de fusion de données et de la géostatistique. Cela devrait nous permettre de prendre en compte autant de sources d'informations disponibles, ce qui constitue une limitation importante pour la plupart des méthodes géostatistiques existantes.

Ces méthodes géostatistiques sont généralement consacrées à une information spécifique et sont difficiles à généraliser pour d'autres situations. Pour cela, le cadre Bayésien proposé reposera sur des hypothèses qui nous permettront de généraliser les sources d'informations à fusionner. Afin d'étudier des avantages et des inconvénients du cadre Bayésien proposé, des hypothèses explicites seront exposées avec la présentation de la méthode. Grâce à cela, il sera plus facile d'adapter cette théorie à d'autres situations.

Avant d'entamer l'essentiel de notre étude, et afin de trouver des solutions pour notre contexte actuel, le deuxième chapitre est consacré à l'étude de la problématique et de l'état de l'art sur l'analyse des routes en milieu urbain.

Le troisième chapitre est consacré à une étude comparative des méthodes de Pansharpening les plus expérimentées dans le milieu urbain. Dans ce chapitre une évaluation quantitative de la qualité des méthodes pansharpening est réalisée.

Dans le quatrième chapitre nous exposons notre première contribution, ce chapitre est la résultante des deux chapitres qui le précède, dans lequel nous présentons notre première approche, dont l'objectif est de compléter l'information manquante dans les données panchromatiques et multispectrales, et d'augmenter et améliorer le taux de l'extraction des routes en milieu fortement urbanisé. Notre contribution est basée sur la fusion Bayésienne et le filtrage Mean-shift. Dans ce chapitre nous décrivons la problématique rencontrée et les différentes étapes de l'approche appliquée. Une méthode d'évaluation quantitative est proposée afin d'évaluer les résultats obtenus.

Le cinquième chapitre de cette thèse est consacré à l'étude de l'état de l'art dans le domaine de la classification multi-sources et la fusion de décisions pour l'amélioration de l'analyse des

scènes urbaines. Dans ce chapitre nous décrivons les traitements qui consistent à combiner les décisions des traitements effectuées sur chaque source de données indépendamment, pour obtenir une solution optimale.

De nombreuses études très récentes sont menées sur la fusion de décision pour intégrer des données de différents capteurs. Dans un travail récent [132], Vahideh et al., utilisent la théorie de Dempster Shafer pour fusionner des données LiDAR aéroporté avec des données multispectrales de SPOT 5, pour l'amélioration de l'extraction de caractéristiques. Bigdeli et al. [31] ont proposé une technique pour la fusion de données Hyperspectral et LIDAR au niveau de décision, en utilisant le système de fusion de classification basé sur les SVM. Dans [133], Tian et Reinartz proposent notamment une approche d'extraction de bâtiments par la fusion d'image panchromatique, multispectrale et le modèle de surface numérique (DSM) généré à partir d'images stéréo WorldView-2.

Dans le sixième chapitre la théorie de l'évidence de Dempster Shafer est présentée. Cette théorie est fondamentalement et formellement solide, et permet de représenter et de manipuler des informations entachées d'incertitudes et d'imprécisions. Ce cadre mathématique complexe nous permet aussi de combiner à travers des règles de fusion, différentes sources d'informations en vue d'une meilleure prise de décision.

Dans le cadre probabiliste Bayésien, on parle d'une mesure de probabilité associée à une classe donnée. Dans le cadre de la théorie de l'évidence, on parle d'une fonction de masse associée à une hypothèse donnée. Grâce à une règle de fusion appropriée, les masses estimées par les différentes sources, sont combinées pour donner la masse multi-sources qui représente l'incertitude. Quant à l'imprécision, elle est donnée par l'intervalle de confiance déduit à partir de deux fonctions dérivées de la fonction de masse combinée. Il s'agit de la fonction de crédibilité et de la fonction de plausibilité.

Contrairement, à l'approche probabiliste qui utilise généralement une seule règle de décision basée sur la maximisation d'une seule grandeur, l'approche évidentielle offre un grand choix de critères de décision : le maximum de plausibilité, le maximum de crédibilité, le maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance, etc. Avec l'approche évidentielle, la fusion est opérée au niveau décisionnel, dans la mesure où les masses mono-sources sont fusionnées pour une meilleure prise de décision.

Dans ce chapitre, notre démarche de fusion de décision expose notre deuxième contribution, et ses résultats sont démontrés et validés. Notre démarche est basée sur une stratégie d'extraction de caractéristiques appliquée sur l'ensemble de données, afin de générer plus de caractéristiques de chaque source de données. Une classification supervisée est exécutée sur les espaces de caractéristiques de chaque ensemble de données. Enfin, deux démarches de fusion de décision sont étudiées et comparées afin de fusionner les sorties des classifieurs,

Enfin, le dernier chapitre est consacré à la conclusion sur l'ensemble des travaux menés tout au long de cette thèse et soulignant les limitations de notre approche. Ainsi, cette conclusion est portée sur nos contributions menées durant cette recherche dans un cadre thématique très difficile.

Chapitre II

1. Introduction

De nombreuses applications de la télédétection civile comme l'aménagement urbain, la surveillance du trafic routier, la navigation, etc., et militaire comme la surveillance des frontières, nécessitent l'analyse du réseau routier. L'apparition des sources à haute résolution spatiale a fortement contribué à l'attrait de telles applications. Alors que les sources moyennes résolution permettent l'extraction du réseau principal en milieu rural, les nouvelles missions, en cours ou à venir, en haute résolution ou en très haute résolution spatiale, autorisent l'extraction complète du réseau routier d'une ville [45].

L'extraction automatisée du réseau routier est devenue importante pour des buts commerciaux ainsi que scientifiques. Par exemple, le besoin d'avoir une carte exacte du réseau routier sur une très grande région pour la gestion de la circulation ou pour le guidage automatique des véhicules.

Dû aux changements rapides du paysage dans les régions en voie de développement autour du monde, les méthodes traditionnelles utilisées pour avoir une base de données exacte du réseau routier est un processus coûteux et inefficace. Par conséquent l'extraction de la route à partir des images satellites est toujours un centre d'intérêts des recherches, et plusieurs algorithmes ont été proposés pour réduire le coût d'extraction.

Mais jusqu'à aujourd'hui, aucun algorithme n'est capable de fournir un résultat stable, ou un taux de 100%, à cause de la complexité de l'environnement. L'extraction d'un réseau routier urbain à partir de données satellites est complexe, et de très nombreux travaux y ont été consacrés. Dans ce qui suit, nous présentons la problématique de l'extraction des routes en milieu urbain, et une étude bibliographique dans ce domaine.

2. L'analyse des routes

Pour tout problème d'extraction d'informations à partir des images de télédétection, il convient pour bien répondre aux objectifs, de se poser au préalable plusieurs questions :

- Quel est l'objet à extraire, et quelle est sa typologie ?
- Quelles sont ses primitifs ?
- Quelles sont les informations propres à cet objet ?
- Pour quelles applications ? Et avec quelle fiabilité ?

En reconnaissance de forme il faut définir en détail les caractéristiques de l'objet que nous cherchons à extraire, il est donc essentiel d'avoir une référence, un modèle. Bien qu'il soit difficile de représenter la variabilité de la réalité, les caractéristiques majeures des routes sont :

- La radiométrie : la route apparaît homogène le long de son axe, les variations radiométriques le long des routes sont faibles, la texture est homogène et la route contraste fortement avec son environnement.
- La forme : la route a une forme allongée avec une largeur constante entre ses bords parallèle. La courbure et la pente sont faibles, elles sont conditionnées par le type de scène.
- La courbure : la courbure des routes est faible sauf en la présence de carrefour. La route peut contenir des angles droits dans les zones urbaines ou des angles aigus dans les routes de montagne.
- La connexité : est la caractéristique la plus stable des routes car on ne trouve pas des tronçons de route libres dans le réseau, en présence d'intersections.

De nombreuses méthodes ont été développées pour répondre à l'extraction des primitives cartographiques, notamment pour le cas des réseaux routiers. L'objectif final de ces approches est souvent la production ou la mise à jour cartographique, et l'intégration des routes extraites dans les systèmes d'information géographiques. En effet, l'étendue des surfaces à cartographier et les délais de mise à jour, font de l'extraction de réseaux un enjeu important.

Dans la réalité ou sur des images de télédétection, ces caractéristiques sont soumises à des variations qui rendent impossible une modélisation simple et précise. Dans la section suivante, nous classons les différents facteurs et variations dont lesquels dépend la définition et la représentation des routes dans le milieu urbain.

2.1 Variabilité intrinsèque et extrinsèque de la route

La radiométrie d'une route est étroitement liée à son type de revêtement et à son degré d'usure. Une route peut comporter des portions de route sombres pour lesquelles le revêtement a été refait, et d'autres parties qui apparaissent claires, qui sont usagées voir non revêtues. La poussière notamment due à la poussière des pneus le long du bord des routes et surtout des autoroutes peut aussi avoir un effet sur la radiométrie.

Les caractéristiques géométriques des routes comme la largeur, la courbure et la longueur sont aussi variables, selon la période de construction et l'environnement de la scène observée. Les intersections et les carrefours représentent une portion à part de la route, l'extraction précise de ces formes est complexe et demande un traitement particulier [46].



Figure II.1 Représentation de la variabilité géométrique de route.

2.2 Variabilité typologique par rapport à l'environnement

La variabilité typologique de la route est très dépendante de son contexte, et son aspect est lié à l'environnement dans lequel elle se situe. Les routes peuvent présenter des courbures faibles comme les routes nationales ou les autoroutes, alors qu'une route en montagne pourrait comporter de nombreux virages à courbures aigus. Les trois images suivantes du canal panchromatique de 1m de résolution du satellite IKONOS, illustrent les particularités du contexte urbain comparées aux milieux périurbains ou ruraux :



Figure II.2 (a) Représentation de milieux ruraux, (b) périurbains, dans la région Hasselt (Belgique). 2000 Space Imaging Europe. (c) Représentation d'un milieu urbain de la région de Toulouse, France.

Cette illustration montre la difficulté à extraire le tracé des routes dans les zones urbaines. Hinz et al [47], décrivent deux principales raisons à cela :

- 1. l'hétérogénéité des objets appartenant à la même classe est habituellement plus grande. Par exemple, les immeubles en centre-ville sont typiquement plus compliqués que des maisons plus ou moins isolées en zone périurbaine.
- l'apparence d'un objet est souvent influencée par les objets de son voisinage et donc, il diverge du modèle d'objet sous-jacent. Par exemple, des immeubles projetant leur ombre sur une route produisent de fortes variations d'intensité dues à l'ombre au milieu d'une route habituellement claire et homogène.

La très haute résolution spatiale dans le contexte urbain accroit le nombre d'artefacts. Les véhicules et les ombres portées des arbres sont des perturbations pour le processus d'extraction. D'autres types d'artefacts comme les zones goudronnées notamment les parkings, les aéroports ou les toits d'immeubles peuvent perturber le processus d'extraction, car ils présentent une radiométrie similaire aux routes, et contrastent fortement avec leur environnement.



Figure II.3 Occlusions et artefacts inhérents au contexte urbain.

Dans l'analyse des routes en milieu urbain, l'infrastructure des scènes observées est un aspect important. Les villes caractérisées par des structures urbaines espacées et par un réseau urbain quadrangulaire sont relativement faciles à cartographier. En revanche, les villes anciennes aux routes sinueuses nécessitent une résolution spatiale plus fine [48]. Dans la partie suivante nous étudions les variabilités dues aux conditions et aux moyens d'observation, qui jouent aussi un rôle important dans la perception de la route dans l'image.

2.3 Variabilité due aux conditions et aux moyens d'observation

2.3.1 Les conditions physiques d'acquisition

Lors de l'acquisition des images de télédétection, des conditions météorologiques comme la présence de verglas ou de neige sur la route, peuvent avoir un effet sur sa radiométrie. De plus, les ombres portées, notamment les ombres portées des bâtiments, qui diffèrent suivant la date et l'heure d'acquisition de l'image représentent une difficulté pour le processus de détection et de l'extraction dans le milieu urbain.

2.3.2 Les moyens d'observation

La source avec laquelle la route dans la scène est acquise, joue un rôle prépondérant dans sa représentation dans l'image.

- Angle de prise de vue : une prise de vue qui n'est pas au nadir peut produire des occlusions partielles, voire totales, de la route dans l'image. Cet aspect est non négligeable au milieu urbain, les rues étant très souvent situées entre deux rangées de bâtiments, une prise de vue oblique induit des distorsions géométriques. La figure suivante illustre les conséquences d'une prise de vue qui n'est pas au nadir, plusieurs bâtiments ainsi que leurs ombres portées occultent une partie des rues, et il peut même être difficile pour un opérateur humain de localiser les parties manquantes.



Figure II.4 (a) Schéma d'acquisition d'image avec deux angles de visibilité. Effet de l'angle de prise de vue sur la visibilité. (b) Effet d'une prise de vue oblique : IKONOS, 1m, Panchromatique, (c): IKONOS, 1m, Panchromatique.

- La résolution spatiale de la source : l'apparence des routes dans l'image est directement liée à la résolution spatiale de la source de télédétection. L'augmentation de la résolution spatiale engendre en grande partie une augmentation significative du bruit pouvant occulter la route, comme les véhicules, le marquage au sol ou les arbres. En milieu urbain, «l'adéquation entre la résolution spatiale et la discrimination des éléments va varier en fonction de la taille de l'organisation, et de la densité des objets urbains (réseau routier, bâtiments,...) » [48].



Figure II.5 Augmentation significative du bruit apportée par la haute résolution spatiale en milieu urbain. IKONOS résolution 1m.

- La résolution spectrale de la source : Il est important de tenir compte de la bande spectrale dans laquelle l'image a été acquise, pour avoir une idée de l'apparence d'une route par rapport à son environnement sur cette image. La réponse spectrale des routes est variable. Sur certaines sur certaines bandes spectrales, les routes apparaissent brillantes par rapport à leur environnement, alors que sur d'autres bandes elles sont sombres. Cet effet, s'estompe avec l'augmentation de la résolution spatiale, les objets deviennent identifiables indépendamment de leur réponse spectrale.

L'extraction de routes est un thème actif de recherche. Cela traduit la difficulté du problème, et aussi son importance dans la communauté scientifique. L'abondance des travaux illustre la diversité d'algorithmes et les efforts qui ont été menés.

3. Etat de l'art

La plupart des méthodes appliquées au contexte rural, voire périurbain, montrent leurs limites en environnement urbain. Le milieu urbain est en effet un environnement complexe où il est très difficile de développer des algorithmes robustes et fiables, en particulier pour le cas automatique. Dans [50], Mena cite et classe plus de 250 études d'extraction de réseaux dans trois catégories, suivant le niveau de traitement :

- Les méthodes de bas niveau qui traitent les données d'image brute,
- Les traitements de niveau moyen, qui affinent d'avantage les résultats recueillies par les algorithmes de bas niveau, et
- Les algorithmes de haut niveau qui produisent le réseau routier final.

Différentes recherches et études ont été menées dans le contexte de l'analyse des routes dans le milieu rural, périurbain ou urbain. Vu la multitude des approches existantes dans la littérature, la catégorisation des méthodes d'extraction des routes urbaines est complexe.

Dans la section suivante nous classons les méthodes d'extraction de routes en deux catégories, les méthodes semi-automatiques et les méthodes automatiques. Cette classification est illustrée dans la figure suivante :





Figure II.6 Arborescence des méthodes d'extraction de routes.

3.1 Méthodes semi-automatique

3.1.1 Les méthodes de suivi et filtrage

Dans le domaine de l'extraction des routes, les méthodes de suivi consistent à suivre la route en comparant ses caractéristiques avec un modèle théorique, souvent par corrélation des profils radiométriques de la route le long de son axe principal. Les algorithmes de suivi nécessitent des points d'amorces qui peuvent être sélectionnés manuellement ou automatiquement.

Couloigner et Ranchin [49], Péteri et al [51], présentent une méthode semi-automatique pour l'extraction des routes urbaines. L'algorithme est basé sur des profils radiométriques provenant de différentes résolutions, et l'utilisation de la transformation en ondelettes.

Dans [52], Bonnefon et al, réalisent une méthode d'extraction des routes à partir d'un ensemble de points d'amorce directionnels, en utilisant les valeurs radiométriques des pixels dans le processus de suivi.

Une technique de filtrage a été présentée dans [53]. Cette méthode d'extraction de routes repose sur la détection des contours et l'utilisation du filtre de Kalman.

Dans [54] les auteurs proposent un filtrage récursif de Kalman pour estimer la position de la route à chaque instant, l'algorithme est semi-automatique et est initialisé par un segment, à partir duquel un profil caractéristique de la route est défini. Les nouveaux segments sont prédits à partir des estimations de la direction et la courbure de la route.

3.1.2 Les Contours Actifs

Les contours actifs ont été en premier proposés par Kass et al. [55]. Ceux-ci sont également connus sous le nom de « Snakes » une référence qui peut être attribuée à leurs mouvements morphologiques de serpent. Les contours déformables ou les Snakes, sont des lignes déformables qui sont ajustées aux caractéristiques d'intérêt, qui, généralement sont des bords, des lignes ou des limites.

Les contours actifs doivent néanmoins être initialisés près de l'objet à détecter. Le contour évolue ensuite selon un algorithme de minimisation d'énergie qui favorise en général une faible courbure et un fort gradient au niveau du contour.

Cette méthode est largement utilisée pour la détection et la localisation des frontières afin de faciliter le problème de segmentation d'images, et aussi pour l'extraction des structures urbaines. Dans [56] les auteures proposent une méthode de contour actif pour l'extraction d'objets cartographiques.

Dans [57] les auteurs utilisent les contours actifs afin d'extraire les routes et les bâtiments. Avec l'arrivée de la très haute résolution spatiale en télédétection, une approche originale de contour actif est apparue appelés «Ribbon Snakes ». Koutaki et Uchimura [58] utilisent ces contours actifs en ruban pour extraire les réseaux routiers périurbain à partir d'images aériennes avec une résolution spatial de *50 cm*. Dans [59] Laptev et al, présentent également l'application du contour actif en ruban pour l'extraction d'objets cartographiques.

3.1.3 La programmation dynamique

Merlet et Zerubia [60], présentent une amélioration de la méthode basée sur l'algorithme F*, utilisée par Fischler et al., dans [61] les auteurs présentent cet algorithme de référence dans le domaine de l'extraction de réseaux linéiques sur des images aériennes de faible résolution.

Dans [62] Gruen et Li, proposent une approche d'extraction de routes qui combine un algorithme de programmation dynamique et la transformée en ondelettes.

Dans [63], les auteurs appliquent une méthode semi-automatique pour l'extraction des routes en utilisant la programmation dynamique. Amberg et al. [64] utilisent une procédure de programmation dynamique et la transformée de Hough pour extraire les axes routiers en milieu urbain à partir des images SAR.

Dans le tableau suivant nous comparons les différentes méthodes d'extraction semiautomatiques discutées ci-dessus.

Méthodes	Auteur	Année	Algorithme	Avantages	Limitations	Recommandations
Suivi et filtrage	Couloigner et Ranchin [49] Péteri et al. [51]	2000 2003	-Basé sur les profils radiométriques et la transformée en ondelette.	- Algorithme appliqué sur des zones urbaines avec des images de très haute résolution spéciale.	- La méthode échoue lorsqu'il existe une radiométrie similaire entre la route et son environnement, ou lorsque le contraste entre la route et son environnement est faible	- Cet échec pourrait être résolu par l'amélioration du contraste local entre les rues et leur environnement, en injectant des informations issues à partir d'autres sources
						d'informations.

	Maver et al	1997	-Ribbon	- I a	- Difficulté	- Fusion de
	[56]	1777	Snakes	- La combinaison de	d'extraction des	différentes
	[50]		Shakes	la multi	routes occultées	informations
				rásolution at das	Toutes occurrees.	informations.
				acenteuro actifa		
				contours actifs,		
				a donnee de		
				bons resultats		
				sur les zones		
				urbaines		
				etudiees.		
				- Extraction de		
				routes sous		
	F (1	1000		l'ombre.		
	Fua et al.	1990		TI4:1:	T = 1/44'	
	[37]				- La detection a	
iifs				modele nh at an átri an a	echoue dans des	
act				photometrique	parties de	
ILS				et geometrique.	I image a cause	
itor	TZ + 1 + 1	2004			du bruit.	
con	Koutaki et al.	2004		- Extraction de	- Methode	
es	[58]			routes a partir	longue et	
				d image de	fasticieuse.	
				SUCM de		
				resolution dans		-
				des zones		
				complexes.		
				- Detection		
	T 1	2000		a intersections.	A	
	Laptev et al.	2000		- Extraction des	- Approche	- Utilisation des
	[39]			routes sous	developpee pour	informations
				1 ombre.	des zones	SIG.
					rurales.	- L'exploitation
					-Des routes de	à martin de
					largeurs	a partir de
					differentes non	plusieurs
	Maulat at al	1002	Desé aus	Máthada	Divaieure	Latra duine lag
	Ivieriei et al.	1993	Dase sur	-ivietnode	- Plusieurs	-introduire les
_	[00]		T algorithme	enncace.	l'an érotour	notions globales
tion			Г		i operateur.	de courbure
nat						l'algorithma E*
u in	A web and at	2004	Due sé dune de	Dan námiltata	A multipation and	Talgorithme r ⁺ .
gr? nar	Amberg et	2004	-Procedure de	-Bon resultats	-Application sur	- rusionner les
dy.	al. [04]		programmano n dynamicuo	sur des zones	SAP	d'autres
[a]			at la	urbannes denses.	SAL	annroches
			transformás de			approches.
			u ansiormee de			
1		1	HOUGH	1	1	1

Tableau II.1 Comparaison des méthodes semi-automatiques d'extraction de routes.

3.2 Méthodes automatiques

3.2.1 Méthodes de segmentation et de classification

La classification est utilisée dans la télédétection pour classer tout type de données, et est très utilisée dans les systèmes d'extraction de réseau routier, afin d'effectuer des opérations de classification spectrale, texturale, géométrique, contextuelle, ou pour générer des classes automatiquement. La classification spectrale est utilisée pour comparer la signature spectrale d'une classe de formes ou d'un modèle de route, à celle d'un échantillon inconnu.

Dans [65] et [66], les auteurs appliquent une classification de maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood Classifiers). La classification est faite pour une seule classe de formes, qui est supposée se conformer à une fonction de probabilité gaussienne. Cette hypothèse de structures routières ayant des valeurs spectrales uniformes est faite pour la plupart des classifieurs spectrales.

La classe est définie par les deux paramètres multi-variées: la moyenne et la variance. Toutes les formes inconnues dans une image donnée, sont étiquetées en fonction de leur position sur la courbe de probabilité. Un seuillage est appliqué sur l'image étiquetée pour produire une image binaire contenant les pixels route et les pixels non-route. Ce prétraitement de classification est poursuivi d'un processus de niveau supérieur où le réseau routier est extrait.

L'approche présentée par Mena et Malpica [67] est basée sur les mêmes principes que ceux de Oddo et al., la contribution se trouve dans la façon dont les statistiques sont collectées et utilisées pour attribuer des valeurs de vraisemblance à des formes inconnues.

Mokhtarzade et Zoej [68] proposent un système d'extraction de route basé sur la classification spectrale avec les réseaux de neurones artificiels sur des images de très haute résolution spatiale. Shackleford et Davis [69] utilisent une classification spectrale floue pour l'extraction des routes en milieu urbain sur des images de haute résolution. Tuncer [70], obtient de meilleurs résultats en améliorant cette méthode, en ajoutant des informations géométriques.

D'autres classifieurs ont été utilisés comme les SVM (Support Vector Machine) dans [71] et [72], pour la classification spectrale des routes.

La classification texturale cherche à classer les régions d'image en fonction de leurs caractéristiques texturales. Pour classer ces régions, la texture doit être mathématiquement quantifiée. L'un des plus célèbres ouvrages sur l'analyse de texture a été écrit par Haralick [73] dans lequel *14* caractéristiques de texture sont définies.

Dans une étude réalisée par Ohanian et Dubes [74], révèle que trois de ces caractéristiques sont suffisantes pour la classification texturale ; le deuxième moment cinétique, le contraste et l'entropie. Beaucoup de recherches ont été menés sur cet axe [67] [75] [76].

Dans la classification géométrique les routes sont détectées en fonction de leurs caractéristiques structurelles distinctes.

Dans [77] [78] Steger indique que quand une image en très haute résolution spatiale est considérée comme un modèle d'intensité, les routes apparaissent comme des sommets (crêtes) ou des fonds (ravins). Ce point de vue des routes est similaire à l'approche de la détection de bord parallèle, mais plutôt que d'utiliser un détecteur de contours, Steger construit des modèles de la route en tant que fonctions polynômiales, qui décrivent les sommets et les fonds dans le modèle d'intensité. L'interpolation est utilisée pour faire correspondre à la classe de formes au modèle d'intensité.

Hu et Tao [80] utilisent aussi une technique de correspondance de modèle, mais utilisent une fonction de mise en correspondance binaire pour détecter les lignes médianes initiales plutôt que l'interpolation polynômiale.

Dans [81] Jin et Davis, appliquent l'approche de Steger pour détecter les routes des images IKONOS dans des zones périurbaines. L'information contextuelle est utilisée dans certains systèmes de classification contextuelle pour l'extraction de routes afin de guider le processus d'extraction.

Hinz et al. [82] identifient deux types d'informations contextuelles, globales ou locales. Les informations contextuelles globales sont utilisées pour définir des régions où les routes ont des caractéristiques similaires, telles que la courbure, la largeur et la radiométrie. Les informations contextuelles locales se réfèrent aux objets qui sont souvent trouvés sur ou à proximité des routes, comme les voitures, les marquages routiers, les bâtiments ou les arbres. L'identification de ces structures pourrait contribuer à renforcer l'existence d'une route.

Yang et Wang [83] proposent une méthode de classification contextuelle globale basée sur les densités de contour au sein d'une classe donnée.

Baumgartner et al. [84] et Hinz et al. [82] utilisent à la fois des informations contextuelles locales et globales pour guider le processus de classification.

Selon Jain et al. [85], la génération de classe automatique est basée sur l'apprentissage, qui représente une partie intégrante de la plupart des systèmes de reconnaissances des formes. Dans le contexte de la reconnaissance des formes, l'apprentissage implique la dérivation de certaines propriétés statistiques des classes d'intérêts dans le but de les utiliser pour classer d'autres échantillons. La classification par rapport à l'extraction de la route n'est pas si différente, et des échantillons de structures routières sont nécessaires pour l'apprentissage. L'automatisation de la sélection de ces échantillons constituerait un élément clé dans un système d'extraction de routes entièrement automatisé.

Bacher et Mayer [86] présentent une méthode automatique où les classes sont générées à partir des images IKONOS. Un détecteur de contours est appliqué sur la scène et tous les bords parallèles (dans les limites d'un seuil donné) sont identifiés. Les zones situées entre les deux bords parallèles sont évaluées et ajoutées à un ensemble d'apprentissage si elles contiennent des valeurs de gris uniformes.

3.2.2 La morphologie mathématique

La morphologie mathématique est basée sur un cadre mathématique formel, qui fournit une approche de traitement basée sur les formes géométriques. Les principales opérations utilisées dans la morphologie mathématique sont la dilatation, l'érosion, l'amincissement.

Dans [87], les auteurs proposent une approche d'extraction automatique du réseau routier, en utilisant une classification afin d'identifier les régions du réseau routier, puis des ouvertures morphologiques successives pour filtrer les objets urbain qui ont des caractéristiques spectrales semblables à celles des routes.

Dans [88], Chanussot et Lambert, appliquent la morphologie mathématique pour l'extraction de routes sur des images SAR. Dans [89] la morphologie mathématique est également appliquée sur des images aériennes pour extraire la route.

3.2.3 Les Détecteurs de contours

Les détecteurs de contours sont des algorithmes qui visent à identifier des discontinuités dans l'intensité de l'image. En d'autres termes, ces détecteurs cherchent les zones où la luminosité change une courte distance. Différents détecteurs de bord ont été développés, y compris Canny [90], Sobel [91], Laplace [92], Marr-Hildreth [93], et Sarkar-Boyer [94]. Les informations obtenues par l'extraction de contours peuvent être utilisées pour extraire des structures routières. Certaines des techniques incluent la sélection des points d'amorces automatique de route, la classification géométrique, la segmentation et le suivi de la route.

L'extraction de contours est souvent utilisée pour détecter les points d'amorces de la route en considérant les bords parallèles dans l'imagerie à haute et à moyenne résolution spatiale. Cette technique est utilisée dans les études de Ruskone [95], Mei et al. [96], Chen et al. [97], et Dal-Poz et al. [98], entre autres. Baumgartner et al. [84], concluent que la précision de l'extraction de la route en fonction de ces détecteurs est pauvre et des hypothèses incorrectes sont communes.

Pour améliorer la précision des systèmes d'extraction de routes basés sur la détection des contours, dans [99], les auteurs ajoutent deux éléments, à savoir un algorithme de construction du réseau heuristique et une boucle de retour pour examiner les caractéristiques spectrales de la route extraite. Ces composants suppriment les tronçons de route improbable en fonction de leurs caractéristiques structurelles et spectrales.

3.2.4 La transformée de Hough

La Transformée de Hough est une technique utilisée pour trouver des caractéristiques d'une forme particulière dans une image. Cette transformée classique est utilisée pour détecter des formes régulières telles que des lignes, des cercles et des ellipses. La transformée de Hough généralisée est une approche paramétrique et peut être utilisée pour détecter des formes arbitraires. L'un des avantages de la transformée de Hough est qu'elle est relativement non affectée par le bruit et la fragmentation.

L'étude effectuée dans [100], est parmi la première approche à utiliser la transformée de Hough pour l'extraction de routes. Les auteurs appliquent la transformée de Hough afin de détecter les zones d'intérêt où les routes sont présentes, qui sont ensuite utilisées pour masquer les zones où les routes n'apparaissent pas.

Jin et Davis [81], ont développé une méthode basée sur la transformée de Hough pour détecter la forme de grille de routes dans des scènes urbaines denses. Amberg et al. [64], appliquent une méthode basée sur la programmation dynamique pour extraire l'axe central de la route à faible courbure. Le résultat est un ensemble de segments linéaires déconnectés de la route. Les auteurs proposent un procédé utilisant la transformée de Hough pour relier les points d'extrémités de ces axes centraux.

3.2.5 L'analyse Multi-Echelles

L'analyse Multi-Echelle également connu sous le nom d'analyse Multi-Résolution, fait référence à une technique d'analyse selon laquelle l'image est représentée dans plusieurs résolutions. Selon Gonzalez et Woods [101], la théorie de l'analyse multi-résolution traite la représentation des images en différentes résolutions. Dans son application dans l'extraction du réseau routier, l'analyse multi-résolution est très utile, car certaines caractéristiques routières deviennent plus apparentes à différentes résolutions.

L'une des premières approches de l'analyse multi-résolution pour l'extraction de route est présentée par Steger et al. [79], où une méthode d'extraction différente est appliquée pour chaque niveau d'échelle. Deux méthodes d'extraction de routes sont appliquées à des images aériennes panchromatiques; un algorithme sur une échelle fine avec une résolution au sol de 25 cm, et l'autre à basse résolution qui a été réduite par un facteur de huit.

Dans [59] et [102], les auteurs utilisent la théorie de l'analyse multi-résolution pour l'extraction des routes, dans différentes échelles.

3.2.6 Champs de Markov sur graphe

Le développement des méthodes markoviennes en classification d'images date des années 80 [103] [104] [105]. Les MRF (Markov Random Field) se distinguent des méthodes classiques par la considération du voisinage pour définir les différentes régions de l'image.

Les champs de Markov sur graphe sont utilisés pour la détection automatique de réseau routier. La totalité du réseau est modélisée par un graphe où chacun des arcs correspond à une section du réseau. Dans [106], les auteurs utilisent un algorithme en deux étapes pour la détection, en particulier, des principaux axes des réseaux routiers, à partir des images SAR.

La première étape est locale et est utilisée pour extraire des caractéristiques linéaires de l'image, qui sont traités comme des candidats de segments routes. Les auteurs présentent deux détecteurs de lignes locales, ainsi qu'un procédé de fusion d'informations provenant de ces détecteurs.

La deuxième étape de cet algorithme est globale, dans laquelle les routes sont identifiées parmi l'ensemble des candidats des segments, en définissant un champ de Markov (MRF) sur l'ensemble des segments, en introduisant des connaissances contextuelles relatives à la forme des routes.

Dans un autre travail [107], les auteurs proposent une phase de traitement de bas-niveau fondée sur des prétraitements morphologiques, fournissant pour chaque pixel un potentiel d'appartenance à une route. Ils proposent ensuite de réaliser une sur-segmentation de l'image par la méthode Watershed, appliquée sur l'image comme filtrage pour réduire la présence des minima locaux. Un champ de Markov est ensuite défini sur un graphe sur le résultat de la méthode Watershed qui est supposé contenir le réseau routier.

Le tableau ci-dessous présente une comparaison des méthodes automatiques citées dans cette section.

Méthodes	Auteur	Année	Algorithmes	Avantages & Limitations
sification	Oddo et al. [65]	2000	- Classification de maximum de vraisemblance.	-Echoue dans le cas ou la radiométrie de la route n'est pas uniforme. -Une autre source d'information peut améliorer le résultat d'extraction.
Segmentation et clas	Mokhtarzade et al. [68]	2007	-Classification spectrale avec les réseaux de neurones artificiels.	-Méthode appliquée sur des images de très haute résolution spatiale. -Exactitude d'extraction de 95.15% sur des images IKONOS. -Pour améliorer d'avantage la classification il est recommandé de combiner les données de hautes résolutions spatiales et les données spectrales.

Shackelford	2003	Classification	Introduction	Les outeurs
shackenoru	2003	-Classification	-introduction	- Les auteurs
et al. [69]		noue.	d information	ns detectent un
			texturales.	chevauchement
				significatif entre les
				valeurs spectrales
				des classes (arbre et
				herbe, route et
				hâtiment)
				-Ajouter d'autres
				sources
				d informations
				(DSM, images haute
				resolution) peut
				remédier à ce
				problème.
Tuncer et al.	2007		-Par rapport a	à [69] les auteurs utilisent
[70]			une structure	hiérarchique qui permet
			d'utiliser des	informations
			supplémentai	res, spécifiques à chaque
			classe.	× 1 1 1
			-Les informa	tions de base sont utilisées
			pour distingu	er les classes, ainsi que des
			informations	géométriques pour les
			classes de roi	ites et de bâtiments
Haraliak at	1070	Classification	14 paractário	ation of the Datiments.
	19/9	-Classification	-14 caracteris	stiques texturales som
al. [/3]		texturale.	definies.	
Ohanian et	1992		-Par rapport a	à [73], les auteurs révèlent
al. [74]			que trois de c	es caractéristiques sont
r. 1			suffisantes po	our la classification de
			texture à say	oir le second moment
			angulaire le	contraste et l'entropie
			-I e résultat r	este à améliorer
			Le resultat l	
Hu at al [00]	2005	In fonction du ma	dàla d'annamian	nent offre un avantaça da
11u ci al. [80]	2003	-La Ioneuon du mo	a prégision réal	nem onne un availlage de
		Un post traiterest	t precision red	uno. 2 nove filtere los résultata
Lin at al [01]	2005	- On posi-traitemen	t est necessaire	Mátha da angli maía ang
Jin et al. [81]	2005	-introduction de	. 11	- Mietnode appliquee que
TT	0.007	1 information conte	xtuelle.	sur des zones periurbaines.
Hinz et al.	2003	- Introduction de l'i	ntormation	- La precision de
[82]		contextuelle globale	e et locale.	l'extraction de la route est
				pauvre, d'après les
Baumgartner	1997			auteurs.
et al. [84]				- Améliorer le résultat
				revient à injecter
				l'information de haute
				résolution spatiale.
Yang al. [83]	2007	-Classification contextuelle globale basée sur les densités de		
5 []		contour d'une classe	e donnée.	
		- Quatre classes contextuelles sont définies : urbaines.		t définies : urbaines, rurales
		montagnardes et hy	vbrides de régi	ons suburbaines et rurales
		montagnardes, et nyorides de regions suburbaines et furales.		

	(Suite)	2007	-Un modèle d'histogramme de densité de contour est créé pour chaque classe, en appliquant en premier un détecteur de contour à une scène de classe typique. -Le résultat reste à améliorer.		
nathématique	Zhang et al. [87]	1999	-L'approche peut être utilisée- Icomme une étape initiale pourpourl'extraction automatisée duréseau routier pour fournirl'emplacement approximatif etd'donc réduire l'espace deinrecherche.in		 Les problèmes subsistent pour les routes sous ombres. L'auteur recommande d'introduire d'autres informations spectrales.
La morphologie n	Katartzis et al. [89]	2001	 -S'appuient sur le travail de Chanuss l'intention de détecter de plus grande moins de points incorrects. - l'opération de fermeture morpholo est remplacée par un filtre morpholo statistiques d'ordre pondéré. -L'information directionnelle pour c et utilisée dans un traitement ultérie 		ussot et Lambert [88] avec ndes sections routières avec plogique sensible au bruit, plogique basé sur des chaque pixel est enregistrée ieur.
	Bovik et al. [92] Sarkar et al.	2010 1993	-Détecteur de Laplace. -Détecteur de	- Certaines des techniques incluent la sélection des points d'amorces automatique de	-Les informations obtenues par l'extraction de contours peuvent être utilisées pour extraire des structures routières.
Détecteurs de contours	[94] Ruskone et al. [95]	1997	Sarkar-Boyer. - Sensibilité au occlusions.	route.	 - La nécessité d'une source de données complémentaire.
	Dal-Poz et al. [98]	2005	-Détecteur de Canny.	- Utilisation d'informations géométriques pour extraire automatiquement les amorces à partir d'images aériennes.	 Concluent que la précision de l'extraction de la route est pauvre. Recommande d'autres sources d'informations complémentaires.
	Doucette et al. [99]	2004	-Détecteur de - Très peu Canny. d'hypothèses initiales sur l'apparition de routes dans des images haute résolution spatiale		 Mauvaise détection dans la rencontre d'occlusions ou de sections avec un mauvais contraste d'image. Des informations issues d'un autre capteur sont recommandées.
	Baumgartner et al. [84]	1997	-Utilisation des informations contextuelles locales et globales pour guider le processus de classification, extraites par le		-La précision de l'extraction de la route est pauvre. -Une autre approche de

			modèle numérique de surface (DSM).	fusion de données peut améliorer le résultat.	
La transformée de Hough	Geman et al. [100]	1991	- Les résultats de la détection de lignes sont fusionnés avec des segments obtenus par l'algorithme de clustering k-means, le résultat est utilisé dans une opération de niveau supérieur pour connecter le réseau routier final.	-Nécessite d'autres informations issues à partir d'autres sources.	
L'analyse Multi- Echelle	Steger et al. [79] Heipke et al.	1995 1995	- Une méthode d'extraction différente est utilisée pour chaque niveau d'échelle.	- Une approche plus commune consistera à définir un algorithme générique capable d'extraire des routes à différents niveaux.	
	[102]	1000		1 4	
Champs de Markov sur graphe	[106]	1998	 -Les routes situées sur des zones sombres ne sont pas détectées. -La qualité de la détection est faible, et une étape de connexions de tronçons de routes est nécessaire. -Recommandent une source d'information complémentaire. 		
	Géraud et al. [107]	2004	 L'algorithme de segmentation est appliqué sur des image satellitaires en niveaux de gris. Les images contiennent de nombreux minima locaux qui ont entraînés une sur- segmentation. Le traitement morphologique utilisé présente l'inconvénie de créer des artefacts lorsque le seuil de filtrage augmente Une autre source d'information est nécessaire afin d'améliorer les résultats. 		

Tableau II.2 Comparaison des méthodes automatiques d'extraction de routes.

A partir des deux tableaux présentés dans cette section, nous remarquons l'importance de l'information panchromatique à très haute résolution spatiale dans le processus d'extraction des routes dans les scènes urbaines. L'information multispectrale quant à elle, favorise la distinction des différentes entités urbaines dans l'image grâce à des nuances invisibles dans l'image panchromatique. L'idéal serait de pouvoir combiner les performances des données issues de sources différentes, pour obtenir des mesures plus précises que celles obtenues par une seule source de données.

4. Conclusion

Actuellement, la cartographie du réseau de rues est essentiellement effectuée par interprétation des images. Cette procédure qui est ré-effectuée à chaque mise à jour du réseau, est un travail long et fastidieux.

Au cours de ce chapitre, une grande variabilité problématique de l'extraction de routes a été abordée. Cette grande variabilité a conduit à un grand nombre de méthodes et techniques d'extraction, utilisant un large champ de techniques de reconnaissances de formes et de traitement d'images. Ces différentes techniques et méthodes d'extraction de routes urbaines a été classée en deux catégories ; automatiques, et semi-automatiques.

Dans notre contribution nous avons opté pour une approche d'extraction originale et récente, qui est exposée dans le chapitre quatre. Avant d'étudier la méthode d'extraction de routes urbaines adoptée, nous présentons dans le chapitre suivant une étude comparative de méthodes de fusion les plus utilisées dans l'amélioration de la photo-interprétation des zones urbaines.

Chapitre III

1. Introduction

CHAPITRE

La fusion d'image est un sous-domaine de la fusion de données. Wald a défini la fusion de données dans le contexte des données de la terre comme étant un outil permettant de combiner et d'intégrer les données de sources différentes [38]. Pohl et Van Genderen, définissent la fusion d'images comme la combinaison de deux ou plusieurs images différentes, pour former une nouvelle image en utilisant certains algorithmes [43]. La fusion d'images peut se référer à tout processus de fusion, impliquant des images provenant des capteurs de même satellite, ou par différents satellites, ayant différentes caractéristiques, spatiales, spectrales et temporelles.

Le Pansharpening a été réalisé pour améliorer la photo-interprétation visuelle. Raggam et al., ont utilisé cette technique, pour l'extraction de Modèle Numérique de Surface dans les images stéréos [109], Souza et Robert, pour l'analyse de texture [110]. Cette technique a été utilisée pour la détection automatique d'objets linéaires et les routes [111].

Le Pansharpening peut être une étape cruciale de prétraitement en télédétection. Dans le cas particulier de la très haute résolution spatiale (THR), les capteurs satellites (par exemple, Orbview-3, IKONOS, Pleiade ou Quickbird), cela consiste à fusionner les quatre bandes de l'image multispectrale avec la bande panchromatique quatre fois plus fines.

Une variété de techniques Pansharpening ont été développées pour améliorer la photointerprétation [42], l'extraction numérique de modèle de surface en images stéréos [133], l'analyse de texture [110] et l'extraction de routes [116].Selon les besoins des utilisateurs, divers algorithmes pansharpening sont couramment utilisés, On peut citer entre autre :

- Intensity-Hue-Saturation (IHS),
- la méthode Brovey,
- l'Analyse en composantes principales (ACP),
- et l'analyse multi-résolution basée sur les ondelettes Wavelet (MRA).

Il y a aussi d'autres approches avancées telles que :

- les méthodes variationnelles [112],
- les méthodes de filtre passe-haut [13],
- et récemment la méthode « Super Resolution Variable Pixel Linear Reconstruction (SRVPLR) » [113].

Certains auteurs ont utilisé une stratégie de fusion hybride, qui combine différentes techniques de fusion pour tirer parti des avantages de chaque technique [114].

Pour les utilisateurs qui souhaitent fusionner des données tout en préservant la plupart des informations spatiales et spectrales d'origines, il n'est pas simple de choisir une méthode parmi ces nombreuses possibilités. En effet, leurs performances peuvent varier en fonction des données spécifiques, donc le choix dépend fortement de l'expérience de l'utilisateur

[15][115]. En outre, chaque méthode a ses propres limites quant à la qualité finale du résultat. Pour faire face à cette problématique, nous consacrons ce chapitre à une étude comparative des méthodes de pansharpening dans le milieu urbain.

2. La fusion Multi-source

Le choix d'une méthode de fusion de données parmi les nombreuses possibilités n'est pas simple. En effet, leurs performances peuvent varier selon les données spécifiques à la main, de sorte que les choix à faire parmi ces méthodes, reposent largement sur l'expérience des utilisateurs [15] [158] [115].

En outre, chaque méthode présente ses propres limitations par rapport à la qualité du résultat final. Afin de faire face à ces enjeux, quelques méthodes de fusion, parmi les plus couramment utilisées, en raison de leur mise en œuvre relativement simple et de calcul rapide, seront étudiées et comparées, dans le but d'obtenir une méthode générale de fusion de données multi-sources, adaptable et robuste.

2.1 La méthode IHS

Il s'agit d'une méthode ancienne et très largement utilisée [13] [149] [12] [150] [152].IHS a été la première transformation utilisée pour la fusion pansharpening, principalement parce que les canaux transformés se rapportent à certains paramètres de la perception des couleurs humaines, comme l'intensité (I), la teinte (H) et la saturation (S), de sorte que ces trois composantes sont perçues comme des axes orthogonaux dans l'espace cognitif de la vision.

Seules trois bandes multi-spectrales peuvent être traitées simultanément. Après rééchantillonnage des modalités R, V et B, les coordonnées cartésiennes du modèle linéaire IHS définies par Pohl et van Genderen [15] et par Harrison et Jupp [151] sont :

$$\begin{pmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} \frac{1}{\sqrt{3}} \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} \frac{1}{\sqrt{6}} \frac{-2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$

$$H = \arctan g \left(v_2 / v_1 \right) \operatorname{avec} v_1 \neq 0 \qquad (Eq. 3.1)$$

$$S = \sqrt{\left(v_1^2 + v_2^2 \right)}$$

R, G, B: ensemble des N modalités multi-spectrale originales ré-échantillonnées. L'intensité est donc une combinaison linéaire des modalités placées en entrée, et correspond à la modalité qui va être remplacée dans le processus de fusion puisque, par construction, elle réunit les structures géométriques des modalités multi-spectrales.

La nouvelle intensité I' est une fonction de la modalité panchromatique A et de l'intensité I. L'insertion de la modalité Panchromatique est soit totale, soit partielle, comme le montre respectivement les deux expressions de I' suivantes : [149] [12]

$$I' = A_0$$

 $I' = \alpha I + (1 - \alpha) A_0$ (Eq. 3.2)

Avec $\alpha \in [0, 1]$. La dynamique de *A* est souvent ajustée à celle de *I*. La méthode IHS peut entrainer des distorsion de couleurs [156].

2.2 La méthode ACP

CHAPITRE

L'Analyse en Composantes Principales implique une procédure qui transforme un certain nombre de variables corrélées en un certain nombre de variables non corrélées appelées composantes principales. Elle calcule une description compacte et optimale de l'ensemble de données. Cette transformation est définie de telle sorte que la première composante principale présente la plus grande variance possible et que chaque composante successive présente à son tour la variance la plus élevée possible sous la contrainte qu'elle est orthogonale aux composantes précédentes. L'Analyse en Composantes Principales (ACP), connue aussi sous le nom de la technique de Karhunen Loeve, peut s'appliquer sur un nombre *N* de modalités [13], est donc appropriée en imagerie multi-spectrale ou hyper-spectrale.



Figure III.1 Fusion de deux images par la transformée en Analyse en Composantes Principales.

L'ACP est largement utilisée dans le domaine du traitement d'image pour dé-corréler des ensembles de données multi-composants, afin de compacter efficacement l'énergie des vecteurs d'entrée dans un nombre réduit de composantes des vecteurs de sortie. L'ACP est une transformée linéaire qui est basée sur le calcul de certaines statistiques de données du second ordre, en tant que matrice de covariance, des données d'entrée.

Les N composantes ACP obtenues sont orthogonales, ce qui signifie qu'aucune composante n'est linéairement corrélée avec une autre. La variance totale des N images originales est répartie entre les N composantes de telle sorte que la première composante possède la plus grosse part de cette variance, puisque la variance décroît en passant d'une composante à la suivante. [13]

Notons que l'utilisation de l'ACP peut constituer la première étape pour une transformation de l'espace des N modalités multispectrales initiales (N>3) vers un espace des couleurs

nécessitant seulement trois modalités, réduisant ainsi la quantité d'information par l'extraction des trois canaux les plus représentatifs en termes de variance des images.

Soit V la matrice unitaire dont les colonnes représentent les vecteurs propres $V = (v_1, ..., v_n)$, avec $v_k = (v_{1,k}, ..., v_{n,k})^t$. La $k^{i eme}$ composante P_k de la transformée ACP est donnée par :

$$\begin{pmatrix} \vdots \vdots \\ P_k \\ \vdots \vdots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{1,1}, \dots, v_{1,N} \\ v_{k,1}, \dots, v_{k,N} \\ v_{N,1}, \dots, v_{N,N} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_{1,1} \\ B_{N,1} \end{pmatrix}$$
(Eq. 3.3)

Où B_1 est l'ensemble des N modalités multispectrales originales et $B_1 = \{B_{1,1}, B_{2,1}, B_{3,1}, B_{4,1}\}$, donc :

$$P_{k} = \sum_{p=1}^{N} v_{p,k} (B_{p,1})$$
 (Eq. 3.4)

Si *C* correspond à la matrice de covariance (*cov*) de l'ensemble *B* où *C* (*i*, *j*) = $cov(B_i, B_j)$, alors *C* est une matrice symétrique, ce qui implique aussi que cette matrice est diagonalisable:

$$V^{t}CV = \begin{pmatrix} \delta_{1} & 0 \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & \delta_{n} \end{pmatrix}$$
(Eq. 3.5)

Où $\{\delta_1...\delta_N\}$ sont les valeurs propres par ordre décroissant : $\delta_1 > ... > \delta_N$. δ_k correspondent à la variance totale contenue dans la $k^{i eme}$ composante. La variance totale est égale à la somme des δ_k avec $k = \{1..n\}$.

La modalité fusionnée I_f s'obtient en plaçant $P_I = A$ et par la relation suivante :

 $I_f = V^{-1}P_k \ (k^{i eme} \text{ modalité synthétisée à la haute résolution})$ (Eq. 3.6)

Une autre possibilité est l'utilisation de la matrice de corrélation au lieu de la matrice de covariance. Celle-ci a l'avantage de procéder à une normalisation des données et permet de traiter des signaux dont les dynamiques sont très différentes, sans en favoriser un plutôt qu'un autre, mais malheureusement elle introduit une distorsion radiométrique importante.

2.3 La méthode Brovey

La transformée Brovey est basée sur la combinaison mathématique des images multispectrales et de l'image panchromatique à haute résolution spatiale. Chaque image multispectrale est normalisée sur la base des autres bandes spectrales et multipliée par l'image Panchromatique pour ajouter l'information spatiale à l'image de sortie. L'équation suivante montre l'algorithme de la méthode Brovey [153] [155].
Ou F_i est la bande fusionnée, M_i est la bande multispectrale à fusionner, A est la bande Panchromatique, et M_i est la somme de toutes les bandes multispectrales.

La modalité M_i est ré-échantillonnée pour s'adapter à la taille de la modalité panchromatique A. Les moyennes et les dynamiques des images ne sont pas ajustées, ce qui entraîne une importante distorsion radiométrique ; c'est-à-dire un non-respect de la propriété de cohérence. Une version améliorée de cette méthode, ajuste la moyenne de la modalité fusionnée à celle de cette même modalité avant la fusion [153] [154] [155].

2.4 La transformée en Ondelettes

La forme la plus commune de la fusion d'image est la transformée en ondelettes [224] [164]. En commun avec toutes les transformées en fusion de données, les images transformées sont combinées en utilisant une règle de fusion définie, puis transformées à nouveau dans le domaine spatial pour donner l'image fusionnée.

La transformée en ondelettes ω est une décomposition spatio-fréquentielle qui fournit une analyse multi-résolution flexible d'une image. Pour un signal d'une seule dimension, le but de la transformée en ondelettes est de le représenter comme une superposition d'ondelettes [224] [164]. Si un signal discret est représenté par f(t), sa décomposition en ondelettes est alors :

$$f(t) = \sum_{m,n} c_{m,n} \psi_{m,n}(t)$$
 (Eq. 3.8)

Où $\psi_{m,n}(t)$ est la version translatée de l'ondelette mère ψ donnée par l'équation :

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi[2^{-m}t - n]$$
(Eq. 3.9)

Où *m* et *n* sont des nombres entiers. Pour une transformée en ondelettes itérées, des coefficients supplémentaires $a_{m,n}$ sont nécessaires à chaque échelle. A chaque échelle, $a_{m,n}$ et $a_{m-1,n}$ décrivent les approximations de la fonction *f*, à la résolution 2^m et à la résolution plus grossière 2^{m-1} respectivement, alors que les coefficients $c_{m,n}$ décrivent la différence entre une approximation et une autre.

Pour obtenir les coefficients $c_{m,n}$ et $a_{m,n}$ à chaque échelle et position, une fonction d'échelle est nécessaire, qui est définie de manière similaire à l'équation (Eq.3.9). La convolution de la fonction d'échelle avec le signal est mise en œuvre à chaque échelle par le filtrage itératif du signal avec un filtre passe-bas à réponse impulsionnelle finie h_n .

Les coefficients d'approximation $a_{m,n}$ à chaque échelle peuvent être obtenus en utilisant la relation récursive suivante:

$$a_{m,n} = \sum_{k} h_{2n-k} a_{m-1}, k$$
 (Eq. 3.10)

Où le niveau supérieur $a_{0,n}$ est le signal échantillonné lui-même. De plus, en utilisant un filtre passe haut à réponse impulsionnelle finie associé à g_n , le coefficient d'ondelette peut être obtenu :

$$c_{m,n} = \sum_{k} g_{2n-k} a_{m-1}, k$$
 (Eq. 3.11)

Les filtres de synthèse \tilde{h} et \tilde{g} peuvent être utilisés pour reconstruire parfaitement le signal en utilisant la formule de reconstruction suivante :

$$a_{m-1,l}(f) = \sum_{n} \left[\tilde{h}_{2n-l} a_{m,n}(f) + \tilde{g}_{2n-l} c_{m,n}(f) \right]$$
(Eq. 3.12)

Une synthèse et une analyse en ondelettes du premier niveau est présentée dans la figure III.2.



Figure III.2 Analyse et synthèse d'ondelettes unidimensionnelles.

Pour obtenir la transformée en ondelettes en deux dimensions, le filtre est appliqué séparément et dans les directions horizontales et verticales. Cela produit quatre sous-bandes à chaque échelle. Désignant la fréquence horizontale d'abord, puis la fréquence verticale seconde, cela produit des sous-blocs d'image haute-haute (HH), haute-basse (HB), basse-haute (BH) et basse-basse (BB). En appliquant de façon récursive le même schéma à la sous-bande basse-basse, une décomposition multi-résolutions peut être obtenue.

La figure III.3 montre la disposition normale d'une telle décomposition. A chaque échelle, les sous-bandes sont sensibles aux fréquences à cette échelle et les sous-bandes BH, HB et HH sont sensibles respectivement aux fréquences diagonales verticales et horizontales.



Figure III.3 Transformation bidimensionnelle en ondelettes discrètes.

La fusion d'images par la transformée en ondelettes est formellement définie en considérant les transformées en ondelettes ω des deux images d'entrées $I_1(x,y)$ et $I_2(x,y)$ ensemble, avec les règles de fusion φ , ensuite, la transformée en ondelettes inverse ω^{-1} est calculée, et l'image fusionnée I(x,y) est reconstruite:

$$I(x,y) = \omega^{-1} \left(\varphi \left(\omega (I_1(x,y)) \right), \left(\omega (I_2(x,y)) \right) \right)$$
(Eq. 3.13)

Ce processus est représenté dans la figure suivante :

CHAPITRE



Figure III.4 Fusion de deux images par la transformée en ondelettes.

Tous les coefficients d'ondelettes respectifs des images d'entrée sont combinés en utilisant la règle de fusion φ . Puisque les coefficients d'ondelettes ayant de grandes valeurs absolues contiennent l'information sur les caractéristiques des images, telles que les arêtes et les lignes, une bonne règle de fusion est de prendre le maximum (valeurs absolues) des coefficients d'ondelettes correspondants.

CHAPITRE FUSION DE DONNEES MULTI-SOURCES

Une règle de sélection plus avancée est proposée dans [226]. La valeur absolue maximale à travers une fenêtre est utilisée comme mesure d'activité du pixel central de la fenêtre. Une carte de décision binaire de la même taille que la transformée en ondelettes est construite pour enregistrer les résultats de sélection sur la base d'une règle de sélection maximale.

Une méthode similaire a été suggérée par Burt et Kolczynski [227]. Plutôt que d'utiliser une décision binaire, les coefficients résultants sont donnés par une moyenne pondérée basée sur les niveaux d'activité locale dans chacune des sous-bandes d'images.

Une autre méthode appelée fusion de sensibilité au contraste est donnée dans [228]. Cette fusion d'image par la transformée en ondelettes est une extension du schéma basé sur la pyramide décrite par les mêmes auteurs.

Les règles de sélection inter-bandes sont proposées dans [229], dans le but de réduire les artefacts de contraste et de distorsion d'image produite par certains systèmes de fusion par la transformée en ondelettes. Des résultats préliminaires de fusion d'image subjectives rapportées dans [229] démontrent l'avantage qu'offre la technique de sélection inter-bandes par rapport à la sélection de pixels par zone.

Finalement, la publication de Zhang et Blum [230] fournit une classification très utile et détaillée des schémas de fusion d'images multi-scalaires basées sur des pixels.

Trois schémas de règles de fusion d'ondelettes discrète sont mentionnés dans la section suivante :

- Schéma de sélection maximum :

Ce schéma simple choisit juste le coefficient dans chaque sous-bande avec la plus grande amplitude;

- Moyenne pondérée :

Ce schéma développé par Burt et Kolczynski [227] utilise une corrélation normalisée entre les sous-bandes des deux images sur une petite zone locale. Le coefficient résultant pour la reconstruction est calculé à partir de cette mesure par une moyenne pondérée des coefficients des deux images;

- Système de vérification par fenêtre :

Ce schéma développé par Li et al. [226] crée une carte de décision binaire pour choisir entre chaque paire de coefficients en utilisant un filtre majoritaire.

2.5 La Fusion de données Bayésienne

L'avantage principal d'une approche Bayésienne, est de mettre le problème de la fusion de données dans un cadre probabiliste. Récemment, Bogaert et Fasbender [44], ont suggéré une approche Bayésienne de fusion de données, pour faire face aux données spatiales en général.

Le concept de base de la FDB (Fusion de Données Bayésienne), tel que présenté par ces auteurs, repose sur l'idée que les variables d'intérêt, notée comme vecteur Z, ne peuvent pas être observés directement. Au lieu de cela, ils sont liés avec les variables observables Y à travers un modèle d'erreur:

$$Y = g(z) + E \tag{Eq. 3.14}$$

Où g(Z) est un ensemble de fonctions, E est un vecteur d'erreurs aléatoires qui est stochastiquement indépendant de Z. En utilisant des calculs de probabilités élémentaires, il est possible de dériver la fonction de densité de probabilité conditionnelle de vecteur Z étant donné les variables observées, avec:

$$f(z \setminus y) \propto f_z(z) f_E(y - g(z))$$
 (Eq. 3.15)

Où $f_z(.)$ est la fonction de densité de probabilité a priori pour Z, et $f_E(.)$ est la densité de probabilité a priori des erreurs E.

Dans le contexte du Pansharpening, les variables $Z = (Z_1, ..., Z_n)'$ correspondent au même pixel cible (par exemple, un pixel multispectrale avec une résolution spatiale élevée).

En outre, l'ensemble des variables observables est $Y = (Y'_S, Y_P)'$, où $Y_S = (Y_{S,1}, \ldots, Y_{S,n})'$ se réfère aux diverses bandes spectrales du pixel correspondant sur l'image à faible résolution spatiale, et où Y_P se réfère au pixel panchromatique sur l'image à haute résolution spatiale.

Utiliser le même partitionnement, nous permet de définir $E = (E'_S, E_P)'$, comme le vecteur d'erreur, supposé ici, pour être de moyenne nulle (comme l'est l'ensemble correspondant des fonctions $g_S(.)$ et $g_P(.)$ de telle sorte que $Y_S = g_S(Z) + E_S$, et $Y_P = g_P(Z) + E_P$.

En supposant l'indépendance entre E_S et E_P , Eq.3.18 peut s'écrire:

$$f(z \setminus y_S, y_P) \propto f_z(z) f_{ES} (y_S - g_S(z)) \times f_{EP} (y_P - g_P(z))$$
(Eq. 3.16)

Pour tenir compte du fait que Y_S et Y_P , peuvent porter des informations de qualité, tout à fait différente à propos de Z, l'équation (Eq. 3.16) peut être modifiée, pour obtenir :

$$f(z \setminus y_S, y_P) \propto f_z(z) f_{ES}(y_S - g_S(z))^{2(1-\omega)} \times f_{EP}(y_P - g_P(z))^{2\omega}$$
 (Eq. 3.17)

Où le paramètre ω (avec $\omega \in J$ 0, 1 [), peut être interprété comme le poids à accorder à l'information panchromatique au détriment de l'information multispectrale.

En d'autres termes, ω correspond à la préférence qui doit être donné, à l'image panchromatique, comparée au multispectrale, dans la procédure de Pansharpening.

Par définition, $\omega = 0,5$, donne le même poids aux deux images, ce qui ramène à l'équation (Eq.3.16). Une valeur de ω proche de 0 ou de 1, est équivalente à éliminer l'image panchromatique, ou l'image multispectrale, respectivement.

De toute évidence, les grandes valeurs de ω , correspondront à mettre l'accent sur la résolution spatiale, tandis que les petites valeurs de ω , mettent l'accent sur les informations spectrales. Cela a l'avantage d'offrir à l'utilisateur la possibilité d'équilibrer les deux sources d'information selon l' intérêt.

Les équations précédentes sont très générales, donc des hypothèses supplémentaires sont nécessaires pour rendre l'équation (Eq. 3.17) adaptable dans notre présent contexte, à partir de deux points de vue pratique et numérique:

- Comme Y_S sont les bandes spectrales observées, alors elles sont directement liées à l'inconnu Z, en utilise $g_S(z)=z$ (sachant que $Y_S = Z + E_S$).
- Pour déduire la fonction de densité de probabilité de E_S , nous supposons que $E_S \sim N(0, \sum_S)$ (c-à-d E_S est une gaussienne multi-variée), où \sum_S est la matrice de covariance estimée, et calculée à partir de l'image multispectrale observée.
- Supposons que $E_P \sim N(0, \sigma_P^2)$.
- Supposons que la fonction $g_p(z)$ peut être exprimée comme un modèle de régression linéaire, qui relie les pixels multi spectraux aux pixels panchromatiques, selon les estimations des deux images observées, de sorte que $g_p(z) = \alpha + z'\beta$ où α et $\beta = (\beta 1, ..., \beta n)'$ sont des paramètres de régression.
- Enfin, pour les fonctions de densité de probabilité a priori, supposons que $f_z(z) \propto 1$ [121] [44].

En utilisant ces hypothèses dans l'équation (Eq. 3.17), la fonction de densité de probabilité f(z) d'un vecteur gaussien multi-varié, avec le vecteur moyenne μ , et la matrice de covariance Σ , s'écrit :

$$f(z) \propto e^{-\frac{1}{2}Z' \sum^{-1} Z + \mu \sum^{-1} Z}$$
 (Eq. 3.18)

En utilisant l'expression ci-dessus dans l'équation (Eq. 3.18), nous obtenons :

$$f(z \setminus y_S, y_P) \propto f_z(z) f_{ES} (y_S - g_S(z))^{2(1-\omega)} \times f_{EP} (y_P - g_P(z))^{2\omega}$$

CHAPITRE

$$\propto \exp\left(-2(1-\omega)\frac{1}{2}(y_{S}-Z)\Sigma_{S}^{-1}(y_{S}-Z)\right)$$

$$\propto \exp\left(-2\omega\frac{1}{2\sigma_{p}^{2}}(y_{p}-\alpha-Z'\beta)'(y_{p}-\alpha-Z'\beta)\right)$$

$$\propto \exp\left(-2(1-\omega)\frac{1}{2}Z\Sigma_{S}^{-1}Z+2(1-\omega)y'_{S}\Sigma_{S}^{-1}Z\right)$$

$$\times \exp\left(-2\omega\frac{1}{2\sigma_{p}^{2}}Z\beta\beta Z+2\omega\frac{1}{\sigma_{p}^{2}}(y_{p}-\alpha)\beta' Z\right)$$

$$\propto \exp\left(-\frac{1}{2}Z'\left(2(1-\omega)\Sigma_{S}^{-1}+2\omega\frac{1}{\sigma_{p}^{2}}\beta\beta'\right)Z\right)$$

$$\times \exp\left(\left(2(1-\omega)y'_{S}\Sigma_{S}^{-1}+2\omega\frac{1}{\sigma_{p}^{2}}(y_{p}-\alpha)\beta'\right)Z\right).$$
(Eq. 3.19)

En identifiant les termes de cette expression, avec les termes de l'équation (Eq. 3.18), nous constatons que μ_{ω} et \sum_{ω} sont données par :

$$\begin{cases} \mu_{\omega} = \sum_{\omega} \left(2(1-\omega)\sum_{s}^{-1} y_{s} + 2\omega \frac{1}{\sigma_{p}^{2}} (y_{p} - \alpha)\beta \right) \\ \sum_{\omega}^{-1} = 2(1-\omega)\sum_{s}^{-1} + 2\omega \frac{1}{\sigma_{p}^{2}} \beta\beta' \end{cases}$$
(Eq. 3.20)

Les résultats pour μ et Σ dans le cas sans pondération, sont obtenues directement en mettant $\omega = 0.5$ dans ces expressions.

$$\begin{cases} \mu = \sum \left(\sum_{S}^{-1} y_{S} + \frac{1}{\sigma_{P}^{2}} (y_{P} - \alpha) \beta \right) \\ \sum^{-1} = \sum_{S}^{-1} + \frac{1}{\sigma_{P}^{2}} \beta \beta' \end{cases}$$
(Eq. 3.21)

De ce fait, μ_{ω} est un estimateur pertinent de l'inconnu Z quand une pondération des images panchromatiques et multispectrales est appliquée, et sa valeur dépend du choix spécifique de ω , conduisant ainsi à une fusion de données adaptable.

3. Données et zone d'étude

Afin de comparer les différentes méthodes de pansharpening traitées ci-dessus, dans un contexte de pansharpening, les mêmes images IKONOS de 500×500 pixels en milieu urbain sont utilisées. IKONOS était le premier satellite de haute résolution hébergeant un capteur de très haute résolution optique, lancé à des fins commerciales. Après l'échec du premier lancement, IKONOS-2 a été lancé avec succès en 1999 et placé en orbite. IKONOS peut

acquérir des images Panchromatique de 0,82 mètres de résolution au nadir, et des images multispectrales avec quatre canaux avec une résolution spatiale de 3,2 mètres au nadir.

Les acquisitions de données d'imagerie panchromatique et multispectrale, sont pratiquement simultanées et entièrement recalées. En effet, un intervalle de temps de quelques dixièmes de seconde a lieu entre l'acquisition des images panchromatiques et multispectrales. La conséquence, est un effet de sillage qui apparaît sur les images pansharpening en présence de ces objets mobiles comme les voitures, les trains ou les avions qui sont observés au niveau des positions différentes dans les données panchromatiques et multispectrales.

En raison de la haute résolution spatiale et la capacité de pointage, les images IKONOS conviennent à des investigations de petite surface, où ils peuvent remplacer efficacement la haute altitude de la photographie aérienne.

La figure III.5 illustre la réponse spectrale du capteur IKONOS. La réponse Panchromatique est assez large et est essentiellement due à la réponse des détecteurs CCD. Seule une superposition partielle de la réponse de la bande bleue se produit avec la réponse Panchromatique, ce qui affecte éventuellement la corrélation existant entre le bleu et les bandes Panchromatique. Ceci est également la raison pour laquelle les images fusionnées produites par certains algorithmes de pansharpening précurseurs apparaissent bleuâtre sur les zones végétales.



Figure III.5 Réponse spectrale de capteurs IKONOS.

Les images IKONOS soulèvent plusieurs questions pansharpening ; l'ensemble du produit comprend quatre bandes spectrales avec une résolution spatiale de 4 mètres, et une bande panchromatique avec une résolution spatiale de 1 mètre. Il y a donc 16 pixels panchromatiques par un pixel multispectral.

En outre, toutes les images IKONOS ont une réponse spectrale relative supérieure à 50% dans les régions 444,7 à 516 nm dans le bleu, 506,4 à 595 nm dans le vert, 631,9 à 697 nm en rouge et 757,3 à 852,7 nm dans le proche infrarouge, alors qu'elle se situe entre 525,8 à 928,5 nm en panchromatique [159].

CHAPITRE FUSION DE DONNEES MULTI-SOURCES

A la différence de Quickbird et Orbview 3, où la bande panchromatique varie de 450 à 900 nm et la bande proche infrarouge va jusqu'à 900 nm, la réponse spectrale de la bande panchromatique se prolonge au-dessus de l'infrarouge proche, mais est plus faible dans la bande bleue (figure III.5) [44]. IKONOS est donc le cas le plus difficile de fusion d'images à très haute résolution, lorsque la prédiction des images pansharpening repose sur la combinaison linéaire des bandes existantes.



Figure III.6 Images IKONOS 1m de résolution pour les images Panchromatique, et 4m de résolution pour les images multispectrales.

4. Évaluation de la qualité de la fusion de données

Une évaluation comparative de la qualité des méthodes pansharpening peut être basée sur différents critères, dont aucune n'est actuellement considérée comme la norme dans la littérature. D'une manière générale, l'évaluation des performances pansharpening peut être divisée en approches qualitatives et quantitatives.

CHAPITRE III FUSION DE DONNEES MULTI-SOURCES

La comparaison visuelle entre les images fusionnées données par différentes méthodes de pansharpening, est l'approche qualitative principale [115][156]. Cette visualisation peut être pertinente lorsque la fusion vise à faciliter la photo-interprétation visuelle, son principal inconvénient étant toutefois sa dépendance évidente relative aux experts impliqués dans l'évaluation des résultats. Il est meilleur de s'appuyer sur une approche quantitative, afin de préserver les caractéristiques qui sont les plus utiles pour le but final.

Il existe plusieurs critères qualitatifs spectraux pour des comparaisons quantitatives. Le changement de la moyenne calculée sur la zone étudiée [115] n'est pas particulièrement pertinent ici, puisque deux images peuvent partager la même moyenne, mais soient complètement différentes.

Dans [154], les auteurs, utilisent l'écart moyen entre l'image fusionnée et celles d'origine. Le principal inconvénient de ces approches, est qu'il n'y a aucune valeur de référence, ce qui empêche une comparaison directe entre les critères de qualité spectrale. Parmi d'autres solutions, il y a des critères basés sur des coefficients de corrélation, qui sont calculés soit, entre les bandes spectrales [160], soit entre les bandes des images fusionnées et originales correspondantes [154].

Les corrélations ont l'avantage d'être toujours comprises entre [-1,1], ce qui permet une comparaison directe entre les critères qualitatifs. Comme il est clair que la i^{eme} bande fusionnée doit être proche de la i^{eme} bande originale, dans cette étude, les corrélations entre les images fusionnées et les images originales ont été utilisés. Les méthodes visant une faible distorsion de couleur devraient donc donner une forte corrélation entre les bandes originales et fusionnées.

Récemment, dans [161], l'auteur a proposé une généralisation des coefficients de corrélation métrique, qui vise à regrouper les mesures de distorsion spectrale et radiométrique en tenant compte des mesures locales en savoir ; le coefficient de corrélation, le biais, et le changement de contraste, les trois quantités sont calculées en utilisant l'algèbre de quaternions [162]. Cependant, une distorsion spectrale minimale peut également résulter d'un manque de détails ajoutés à l'image fusionnée.

Il est donc nécessaire de considérer la qualité spatiale des images aussi bien que la qualité spectrale. Les critères de qualité spatiale sont, cependant, beaucoup moins utilisés, et sont souvent basés sur des corrélations. Dans [154], les auteurs ont utilisé des corrélations de deux manières ; entre les composantes de fréquences élevées des décompositions Laplacienne des images fusionnée et panchromatique, et entre les intensités du composite dans le proche infrarouge et l'image panchromatique. Dans cette étude, une image d'intensité basée sur les quatre bandes de l'image de pansharpening a été utilisée.

En plus du choix d'un critère quantitatif spécifique, l'approche Bayésienne doit également tenir compte du choix de ω , le coefficient de pondération, qui permet d'équilibrer l'information multispectrale et panchromatique, comme représenté dans l'équation (Eq. 3.17). L'utilisation de cette possibilité présente des avantages et des inconvénients. Le principal avantage est la capacité d'adaptation de la méthode aux besoins de l'utilisateur. En effet, ω

peut être réglé par rapport aux spécificités du cas de l'étude. Le principal inconvénient est qu'il implique l'identification d'un critère pour optimiser la valeur de ω .

Trois options peuvent être envisagées ; l'optimisation de ω par rapport à une interprétation visuelle de l'image fusionnée correspondante ; l'optimisation de ω en utilisant certains critères quantitatifs donnés ; ou le choix de $\omega = 0,5$, de sorte que l'équation (Eq.3.19) soit simplifiée à l'équation (Eq.3.18), à savoir la version non pondérée.

L'optimisation basée sur l'interprétation visuelle garantie que les résultats seront visuellement agréables pour l'utilisateur, mais cette approche peut être subjective. Dans [44], l'auteur propose une optimisation de critère quantitatif. L'auteur opte pour une combinaison de critères de qualités spectrales et spatiales, appelée T, de sorte que la valeur optimale w^{opt} est donnée par :

$$\omega_{opt} = \arg \max_{\omega} T = \arg \max_{\omega} \frac{1}{2} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} C^{1i} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} C^{2i}\right)$$
(Eq. 3.22)

où C^{li} est la corrélation entre la $i^{\grave{e}me}$ bande spectrale de l'image originale et la $i^{\grave{e}me}$ bande de l'image fusionnée, et, C^{2i} est la corrélation entre la bande panchromatique et la $i^{\grave{e}me}$ bande de l'image fusionnée.

En utilisant le critère quantitatif T spécifié dans l'équation (Eq. 3.22), la figue. III.7 montre les changements dans ; le critère global T, le critère de qualité spatiale et le critère de qualité spectrale quand ω est modifié. Le critère de qualité spatiale augmente avec le poids ω , tandis que le critère de qualité spectrale décroît lentement. Ceci est cohérent avec l'interprétation visuelle. On peut également voir qu'avec la fusion Bayésienne, le paramètre de pondération $\omega [0,50, 1]$ fournit des résultats satisfaisants par rapport à T. Bien que les valeurs de Tsoient assez proches pour l'intervalle de valeurs de pondération, les différences peuvent être observées. Les valeurs élevées de ω conduiront à des détails plus nets, les faibles valeurs de ω conduiront à une meilleure conservation des Couleurs.



Figure III.7 Les variations de la moyenne de corrélation spectrale, la moyenne de corrélation spatiale, et le critère T en fonction du paramètre de pondération ω .



Figure III.8 Résultats de la fusion Byésienne ; a,b $\omega_{opt} = 0.65$, c,d $\omega = 0.99$.

Cette observation est confirmée par la métrique Q_4 , cette métrique est réalisée dans [161] et est basée sur la théorie de Quaternions [162]. Un quaternion est un nombre hypercomplexe qui peut être représenté sous la forme :

$$z = a + ib + jc + kd$$
 (Eq. 3.23)

Où a, b, c, et d sont des nombres réels et i, j et k sont trois symboles telles que :

$$i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$$
 (Eq. 3.24)

La nature non commutative des quaternions découle des relations suivantes entre les trois symboles:

$$jk = ikj = -i$$

 $ki = jik = -j$

$$ij = kji = -k \tag{Eq. 3.25}$$

De façon analogue aux nombres complexes, le conjugué z^* d'un quaternion z, tel que donné par l'équation (Eq. 3.23) est défini par :

$$z^* = a - ib - jc - kd \qquad (Eq. 3.26)$$

Et le module par :

$$|z| = \sqrt{z \cdot z^*} = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2}$$
 (Eq. 3.27)

Étant donné deux variables aléatoires de quaternion z_1 et z_2 , la covariance entre ces deux variables peut être définie comme [161] :

$$cov(z_1, z_2) \triangleq E[(z_1 - \overline{z_1})(z_2 - \overline{z_2})^*] = E[z_1 z_2^*] - \overline{z_1} \overline{z_2}^* = \sigma_{z_1 z_2}$$
 (Eq. 3.28)

Où $\overline{z_1} = E[z_1]$ et $\overline{z_2}^* = \overline{z_2}^* = E[z_2^*]$. A partir de l'équation (Eq. 3.28), Le coefficient de corrélation hypercomplexe entre deux variables aléatoires de quaternion peut être défini comme la covariance normalisée:

$$\varrho(z_1, z_2) \triangleq \frac{\sigma_{z_1 z_2}}{\sigma_{z_1} \sigma_{z_2}}$$
(Eq. 3.29)

Où σ_{z_1} et σ_{z_2} Sont les racines carrées des variances de z_1 et z_2 respectivement, et sont facilement obtenus à partir de l'équation (Eq. 3.28) :

$$\sigma_{z_1}^2 = E[|z_1 - \bar{z_1}|^2] = E[|z_1|^2] - |z_1|^2$$

$$\sigma_{z_2}^2 = E[|z_2 - \bar{z_2}|^2] = E[|z_2|^2] - |z_2|^2$$
(Eq. 3.30)

Le module de $\varrho(z_1, z_2)$, tel que donné par l'équation (Eq. 3.29), est une valeur réelle et représente une extension pour l'analyse de données multi-variées ayant exactement quatre composantes. L'idée de [161] est de définir un indice Q_4 pour les images multispectrales à quatre bandes, qui prend des valeurs réelles dans l'intervalle [0,1], *1* étant la meilleure valeur qui peut être atteinte si l'image multispectrale de test est identique à l'image de référence.

Pour les images multispectrales avec quatre bandes spectrales, a, b, c et d désignent les valeurs de luminance d'un pixel d'image donné dans les quatre bandes, généralement acquises dans les longueurs d'onde bleue, vert, rouge et proche infrarouge.

L'indice Q_4 est constitué de différents facteurs qui tiennent compte de la corrélation, du biais moyen et de la variation de contraste de chaque bande spectrale, ainsi que de l'angle spectral. Les distorsions radiométriques et spectrales peuvent être encapsulées dans un paramètre unique, donné par :

$$z_1 = a_1 + ib_1 + jc_1 + kd_1$$
, $z_2 = a_2 + ib_1 + jc_1 + kd_1$ (Eq. 3.31)

L'image multispectrale de référence à quatre bandes et le produit de fusion, sont exprimés en quaternions. Le nouvel indice est défini comme :

CHAPITRE

$$Q_4 \triangleq \frac{4|\sigma_{z_1 z_2}|.|\overline{z_1}|.|\overline{z_2}|}{(\sigma_{z_1}{}^2 + \sigma_{z_2}{}^2)(|\overline{z_1}|^2 + |\overline{z_2}|^2)}$$
(Eq. 3.32)

Analogiquement à l'index Q de Wang et Bovik [225] pour une image originale de référence x et une image y à tester, définit dans l'équation suivante :

$$Q = \frac{4\sigma_{xy} \cdot \bar{x} \cdot \bar{y}}{(\sigma_{x}^{2} + \sigma_{y}^{2})((\bar{x})^{2} + (\bar{y})^{2})}$$
(Eq. 3.33)

L'équation (Eq. 3.32) peut être écrite en tant que produit de trois termes:

$$Q_4 \triangleq \frac{|\sigma_{z_1 z_2}|}{\sigma_{z_1} \cdot \sigma_{z_2}} \cdot \frac{2\sigma_{z_1} \cdot \sigma_{z_2}}{\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2} \cdot \frac{2|\overline{z_1}| \cdot |\overline{z_2}|}{|\overline{z_1}|^2 + |\overline{z_2}|^2}$$
(Eq. 3.34)

Le premier terme dans l'équation (Eq.3.34) est le module du coefficient de corrélation hyper complexe entre z_1 et z_2 , et est sensible à la fois à la perte de corrélation et à la distorsion spectrale entre les deux ensembles de données multispectrales. Les deuxième et troisième termes de cette équation, respectivement, représentent les changements de contraste, et le biais moyen sur toutes les bandes simultanément.

Encore une fois, même pour l'équation (Eq. 3.33), les résultats sont calculés comme des moyennes sur des blocs $N \times N$. Par conséquent, Q_4 dépendra également de N et sera noté $Q4_N$.

5. Etude comparative et évaluation des résultats

Dans le tableau III.1, les résultats de la métrique $Q4_{32}$ calculée sur des blocs de 32×32 pour les différentes méthodes de fusion. Les résultats démontrent que la méthode Bayésienne a surpassé toutes les autres méthodes de fusion étudiées ci-dessus.

Méthodes de fusion	IHS	PCA	Brovey	Ondelette	Fusion Bayésienne
					ω_{opt}
Q432	0.73	0.78	0.72	0.78	0.86
	0.71	0.76	0.73	0.80	0.90

Tableau III.1 La métrique Q_4 calculée pour les différentes méthodes de fusion.

La Figure III.9 montre également que la fusion en ondelettes et la fusion Bayésienne sont robuste quelle que soit la bande spectrale. Les méthodes, IHS et Brovey, représentent des incohérences spectrales en dépit de leur capacité à gérer l'information spatiale (voir le tableau III.2).





fusion ondelettes (•), fusion IHS (•), fusion PCA (•) et fusion Brovey

(•), et les bandes spectrales (proche infrarouge, rouge, vert

et bleu). Les valeurs de corrélation inférieures à 0,5 ne sont pas représentées dans ces figures.

En termes de la qualité spatiale, il est clair que toutes les méthodes testées ont amélioré le contraste local sur l'image fusionnée (voir Figure. III.10 et tableau III.2). Les routes, les arbres, les maisons et d'autres détails ont été ajoutés avec succès à l'image fusionnée.

Méthodes de fusion	IHS	PCA	Brovey	Ondelettes	Fusion Bayésienne
					ω_{opt}
Corrélations	≈1	0.99	1	0.95	0.95
	0.97	0.99	0.98	0.99	0.99

 Tableau III.2 Corrélations entre la bande panchromatique originale et l'intensité des images fusionnées.

Pour la fusion Bayésienne et la fusion en ondelettes, le contexte a plus d'influence sur les critères spatiaux que sur les critères spectrales. Les résultats illustrés dans le tableau III.2, démontrent que toutes les valeurs sont supérieures à 0,90.



Figure III.10 Résultats des méthodes de fusion, a : méthode Bayésienne $\omega = 0.99$, b : méthode de l'Analyse en Composantes Principales, c : méthode Brovey, d : méthode ondelette. Le carré à gauche correspond à un zoom, le carré à droite remplace l'image fusionnée par l'image multispectrale d'origine.

D'après les résultats, la fusion ondelette génère des artefacts. Ce phénomène est également signalé dans [158]. L'auteur mentionne aussi que le profil de route peut être bruité dans les images de fusion d'ondelettes [44]. La Figure III.11 illustre la cohérence de la qualité spectrale et spatiale de la fusion Bayésienne et de la fusion ondelette.





Figure III.11 Comparaison entre la fusion de données Bayesienne et la fusion ondelettes, en utilisant différentes pondérations de $\omega_{opt}=0.65$, $\omega=0.50$ et $\omega=0.99$, basée sur ; (a) des critères spectrale et (b) des critères spatiales. Les symboles : $(\bullet)(\bullet)(\bullet)(\bullet)(\bullet)$ représentent les bandes spectrales : Rouge, Vert, Bleu, Infrarouge, et la bande Panchromatique, respectivement.

6. Discussion et Conclusion

La méthode IHS consiste en une transformation spectrale à partir d'un espace de couleur en trois dimensions orthogonales en un espace conique de couleur IHS [151]. Dans le cadre du pansharpening, les bandes panchromatiques substituent la composante d'intensité de l'image multi-spectrale, et la transformation inverse est appliquée de nouveau à l'espace couleur d'origine. Pour plus de trois bandes, IHS peut être adapté en sélectionnant des groupes de trois bandes ou en projetant l'espace couleur d'origine dans un espace de couleur en trois dimensions [157]. La fusion IHS pour les images satellitaires à haute résolution peut entraîner des distorsions de couleurs, souvent vers des couleurs plus vives [13] [44] [156].

La méthode ACP est basée sur une transformation spectrale de l'image, mais ceci sans aucune limitation sur le nombre de bandes spectrales. Elle consiste à calculer des vecteurs propres de

la matrice de corrélation ou de covariance, conduisant à une combinaison linéaire des bandes spectrales initiales (les composantes principales). La première composante, liée à la plus grande fraction de la variance, est alors substituée par la bande panchromatique. Ceci est suivi d'un retour transformant les principales composantes vers l'espace couleur d'origine. Selon la structure de données de la zone à fusionner, le remplacement de la composante de variance la plus élevée par la bande panchromatique peut maximiser l'effet de l'image panchromatique sur le résultat final [44] [156].

L'hypothèse principale de la méthode Brovey est que la $i^{i\acute{eme}}$ bande spectrale fusionnée est proportionnelle à la bande panchromatique avec un coefficient égal au ratio des $i^{i\acute{eme}}$ bandes initiales et la somme de toutes les bandes spectrales. Cette méthode a été conçue pour trois bandes, mais a été généralisé aussi bien à un plus grand nombre de bandes [15]. Toutefois, en supposant que la proportionnalité entre les bandes est contestable pour des images IKONOS, comme le domaine spectral de la bande panchromatique et l'union des domaines spectraux des bandes spectrales ne correspondent pas. Dans [152], l'auteur démontre que des distorsions de couleurs se produisent lors de l'utilisation de la méthode Brovey, principalement dues à un changement de saturation.

Contrairement à ces méthodes qui reposent sur différentes combinaisons linéaires des bandes initiales, la méthode d'ondelette consiste à combiner les bandes d'origine d'une manière non linéaire. Les coefficients d'ondelettes sont calculés pour les bandes spectrales et panchromatiques. Les coefficients de résolution inférieure des bandes spectrales sont ensuite combinés avec les coefficients de haute résolution de la bande panchromatique pour définir les coefficients d'ondelettes de la bande spectrale fusionnée. Cela conduit à des fusions d'images stables quelle que soit la dimension spectrale des images multispectrales [152] [154] [163]. Toutefois, les méthodes ondelettes peuvent également souffrir de distorsions de couleur [164], des artefacts qui sont semblables à l'effet d'un filtre passe-haut [156] [158], qui peuvent induire une perte d'informations de couleur pour les petits objets [44] [163].

Comparativement à la méthode d'ondelette, l'une des caractéristiques les plus intéressantes de la fusion de données Bayésienne, est sa capacité à utiliser un paramètre de pondération pour équilibrer l'information spectrale et spatiale, améliorant ainsi la polyvalence de la méthode en fonction du contexte et des besoins des utilisateurs. Pour la photo-interprétation il est souhaitable de favoriser l'information spatiale avec un ω proche de *I* [44]. Une deuxième caractéristique intéressante de la fusion de données Bayésienne, est sa vitesse, comparable à l'approche ondelettes.

Dans le chapitre suivant nous exposons notre contribution, basée sur la fusion de données Bayésienne, pour l'amélioration de l'analyse des routes dans le milieu urbain.

Chapitre IV

1. Introduction

CHAPITRE

Le développement de la télédétection est fondé sur la technologie, notamment grâce à des améliorations dans la conception des capteurs et des progrès dans l'infrastructure de calcul. En même temps, la disponibilité de ces infrastructures informatiques a permis de stocker, manipuler et analyser des volumes plus importants de données, plus rapidement et, sans doute, avec une plus grande facilité que jamais auparavant. Cela a été au centre de la poursuite du développement de la télédétection par satellite, y compris celle relative aux zones urbaines, ce qui génère maintenant certains des plus grands ensembles de données dans les sciences environnementales.

Dans ce chapitre nous décrivons notre approche. Dans cette contribution, nous intégrons des informations spectrales de l'image multispectrale avec l'information spatiale de l'image panchromatique, afin de bénéficier de la propriété spatiale de l'image satellitaire à haute résolution.

Une méthodologie de fusion de données est proposée dans le présent chapitre. Notre contribution intervient dans l'amélioration de l'extraction de la voirie urbaine, nous présentons un compromis entre:

- L'amélioration de la résolution spatiale de l'image multispectrale, en injectant les informations spatiales de l'image panchromatique en utilisant la fusion de données Bayésienne, pour permettre d'extraire les routes avec une meilleure précision spatiale.

- Réduction de l'apparence des objets qui interagissent avec la route (ce qui réduit le taux d'extraction), en appliquant la segmentation Mean-Shift.

2. Méthodologie

L'extraction de routes utilisée dans cette contribution a été proposée dans [116], et utilisée dans [117] [118]. Dans cette partie du chapitre, nous présentons la description de cette méthode d'extraction en milieu urbain, et nous analysons les différents résultats obtenus.

2.1 L'extraction des routes

Dans les images de télédétection, la valeur radiométrique de la route dépend du type de revêtement. Les routes sont caractérisées par une bonne homogénéité radiométrique le long de leur axe. Inversement, au bord de la route, dans la direction orthogonale à l'axe, nous pouvons nous attendre à trouver de forts contrastes entre la route et son environnement. Nous pourrons donc, localement, obtenir de façon fiable la position de l'axe de la route, entre deux bords détectés, mais la quantité de détails visibles au bord des routes en zone urbaine (bâtiments, voitures, arbres,...) risque trop souvent d'infirmer cette caractéristique.

La couleur de la route offre une information riche, ce qui permet souvent de distinguer entre les routes et la végétation. Cette information de couleur, généralement en quatre ou plusieurs bandes spectrales peut être interprétées comme un vecteur.

Cependant, la plupart des algorithmes travaillent avec des données scalaires. Une façon efficace de convertir cette information spectrale en une donnée scalaire est d'utiliser l'angle spectral par rapport à un pixel de référence [116].

L'angle spectral est défini par l'équation suivante :

 \mathbf{IV}

$$S = \cos^{-1}\left(\sum_{b=1}^{n_b} r(b) \cdot p(b) / \sqrt{\sum_{b=1}^{n_b} r(b)^2 \sum_{b=1}^{n_b} p(b)^2}\right)$$
(Eq.4.1)

(a, b) étant la bande spectrale, (a, r) est le pixel de référence et (a, p) le pixel courant. En utilisant cette représentation, nous avons deux avantages :

- Le premier étant que l'algorithme suivant travaille sur l'angle spectral de l'image et ne dépend pas du nombre de bandes. Ainsi, le processus d'extraction de la route peut être appliqué à des images multispectrales avec n'importe quel nombre de bandes (images panchromatiques, multispectrales, hyper-spectrales, etc.).
- Le deuxième avantage est que pour le choix du pixel de référence, nous serons en _ mesure d'extraire soit des routes goudronnées ou des pistes en terre. L'angle spectral est pris entre le pixel vecteur de référence et le pixel vecteur courant.

L'angle spectral est utilisé pour calculer une image en niveaux de gris de l'image multispectrale originale. L'angle spectral est illustré sur la figure IV.1.

Les pixels correspondant à des routes sont en couleur plus foncée. Une racine carrée est appliquée à l'image d'angle spectrale afin d'améliorer le contraste entre les pixels plus foncés qui sont des pixels d'intérêts.



Figure IV.1 Illustration de l'angle spectral d'un pixel d'une image. L'un des vecteurs, est celui du pixel de référence, l'autre est le vecteur du pixel courant.

Une méthode de détection de ligne basée sur un gradient gaussien est appliqué à l'image d'angle spectral, calculant le gradient dans la direction x et y. [116][119]

Chaque pixel contient la direction du gradient et les valeurs d'intensité du gradient. Un exemple de direction du gradient est illustré sur la figure IV.2.



Figure IV.2 Représentation du gradient.

Sachant que la route est plus sombre que les pixels autour, la direction du gradient sera opposée sur chaque côté de la route, comme illustré sur la figure IV.2.

Pour bénéficier de cette propriété, nous calculons le produit scalaire entre les vecteurs gradients opposés autour d'un pixel. Le produit scalaire supérieur (en valeur absolue) nous donne la direction de la route.

Sur la figure IV.3, la plus grande valeur scalaire est obtenue entre les pixels a1 et b1, conduisant au vecteur de direction rouge en pointillé.



Figure IV.3 Calcul de la direction pour chaque pixel.

L'angle spectral fournit une propriété importante. Les pixels de la route sont plus sombres que les pixels autour, alors nous pouvons ne garder que les pixels où les vecteurs gradients voisins pointent vers eux.

Afin d'améliorer le suivi, les pixels qui n'ont pas la valeur scalaire maximum à travers la direction sont enlevés (Voir Figure. IV.4).



Figure IV.4 Suppression des valeurs scalaires non maximum à travers la direction.

La vectorisation des routes extraites est décisive pour une utilisation efficace dans les systèmes d'information géographique. Avec la procédure ci-dessus nous obtenons une extraction discontinue avec des morceaux de routes, souvent irréguliers. Les sommets du chemin peuvent être situés à des positions à nombre non entiers (Voir Figure IV.5). Pour obtenir une meilleure localisation, leur position est obtenue avec le barycentre pondéré de quelques pixels sur la direction donnée.



Figure IV.5 Vecteurs de coordonnées.

Cependant, les chemins obtenus avec ce procédé contiennent trop de sommets, à peu près autant que la longueur du chemin. Ils sont généralement aussi trop courts à cause du bruit sur l'image du gradient. Quelques étapes sont nécessaires pour affiner ces chemins, en fonction des propriétés des routes.

- Beaucoup de sommets peuvent être supprimés car ils sont généralement alignés. La Figure IV.6 illustre cette étape.



Figure IV.6 Simplification des chemins.

- *d* est la distance entre un sommet et le nouveau chemin proposé. Si la distance entre tous les anciens sommets et le nouveau chemin proposé est inférieur à un pixel, le nouveau chemin est accepté.
- Un résultat du processus de vectorisation, est que les chemins peuvent présenter un angle aigu à leur extrémité due au bruit sur l'image gradient. Cet angle aigu sera préjudiciable pour l'étape suivante.
- En général, les routes contiennent des courbes lisses, et n'ont pas de virages serrées. Pour se conformer à cette propriété, nous dédoublons les chemins qui contiennent un angle aigu entre deux segments. Un angle est considéré comme pointu s'il est audessus de $\pi/8$. La valeur exacte n'influence pas beaucoup les résultats de l'algorithme.
- Pour permettre aux chemins détectés, à passer (sans interruption) à travers des ombres, des arbres, ou des véhicules sur la route, qui ont un impact sur le gradient, une relation entre les chemins doit être considérée. La relation est décrite sur la figure IV.7.



Figure IV.7 Liaison des chemins.

- Au sein d'une distance de recherche donnée *d*, qui dépend de la résolution, un lien peut être trouvé entre les deux chemins. Pour être accepté, ces chemins doivent se conformer à certaines conditions:
 - Les angles entre le premier chemin et le lien, α1, le second chemin et le lien, α2, et le dernier segment des deux chemins, α1-α2 doivent être dans un certain intervalle.
 - Pour une image 1 m de résolution, la distance de recherche envisagée est de 50 pixels et l'angle a été choisi pour être dans l'intervalle [-π / 8; π / 8].
- Après cette étape, certains chemins très courts sont toujours présents sur l'image. Ils correspondent généralement aux bruits et ne fournissent pas beaucoup d'informations, ils sont donc supprimés.
- La dernière étape associe une valeur de confiance à chaque chemin en fonction de la valeur d'angle le long du chemin. Un chemin peut avoir une valeur d'angle spectrale faible tout le long, donc l'algorithme va considérer que ce chemin est une route.
- Quelques autres chemins peuvent avoir des valeurs d'angles spectrales plus élevés. La valeur de confiance est présentée par la couleur du chemin: une couleur plus foncée pour le faible niveau de confiance et la couleur plus claire pour le niveau de confiance élevé.

CHAPITRE

IV



Figure IV.8 Résultats de l'extraction.

Pour l'évaluation de la qualité d'extraction de la route sur les scènes proposées, nous avons utilisé deux mesures de qualité pour évaluer ces résultats, l'intégralité et l'exactitude. La longueur des axes routiers, est utilisée pour calculer l'intégralité [120]. L'intégralité est le pourcentage des chemins de référence qui sont extraits, et est calculé par :

 $Intégralité = \frac{longueur deroute deréférence correspondante}{longeur deroute deréférence} \times 100$

Les réseaux routiers de référence sont des axes routiers numérisés manuellement à partir des images panchromatiques. L'exactitude représente le pourcentage de routes correctement extraites par rapport à l'ensemble des extraits, et est calculée par :

 $Exact itude = \frac{longeur derout e extraite correspondante}{longueur derout e extraite} \times 100$

Image	Intégralité	Exactitude	
Panchromatique	21.32%	19.61%	
Multispectrale	13.43%	11.98%	
Panchromatique	36.55%	34.58%	
Multispectrale	30.74%	37.38%	
_			

Le tableau suivant présente les résultats de l'évaluation de l'extraction :

Tableau IV.1 Evaluation des résultats de l'extraction (Par ordre).

L'algorithme présenté est automatique avec très peu d'interventions de la part de l'opérateur. L'élément principale est la couleur (ou le spectre) de la route. Le seul paramètre qui a un impact significatif sur les résultats, est la zone de recherche des chemins de liaison. Ce paramètre peut être facilement lié à la résolution de l'image.

Par ailleurs, cet algorithme est rapide, permettant le calcul interactif. Et enfin, cet algorithme utilise la plupart des propriétés de routes disponibles dans des images satellitaires à haute résolution : des informations spectrales (avec le calcul de l'angle spectral), et la forme (d'abord avec le gradient puis avec les vecteurs).

Les résultats ne sont pas satisfaisants, mais pourrait être affinés et améliorés, en exploitant l'information spatiale et spectrale des différentes images disponibles. L'information de « couleurs » favorise la distinction des différents objets dans l'image grâce à des nuances jusqu'alors invisible dans l'image panchromatique. Si l'on peut utiliser les contenus spectraux tout en profitant d'une meilleure résolution spatiale, l'identification des routes d'une scène devient plus précise.

Dans la partie suivante, nous allons entamer l'approche de la fusion de données Bayésienne, afin d'augmenter la qualité et la complémentarité de l'information, pour un meilleur traitement, et une meilleure précision par rapport aux informations obtenues à partir d'un seul type de données.

2.2 Fusion de données Bayésienne

En raison de contraintes physiques sur la conception du capteur, il est difficile de parvenir à une haute résolution spatiale et spectrale en même temps. Une meilleure résolution spatiale signifie un plus petit détecteur, qui, à son tour signifie moins de flux optique sur la surface du détecteur. Au contraire, les bandes spectrales sont obtenues à travers des filtres appliqués sur la surface du détecteur, qui réduit le flux optique, de sorte qu'il est nécessaire d'augmenter la taille du détecteur pour obtenir un signal acceptable par rapport au bruit.

IV

Pour ces raisons, beaucoup d'images satellitaires hautes résolution sont composées de deux ensembles de détecteurs, qui à leur tour offrent deux différents types d'images :

- _ L'image multispectrale, composée de 4 bandes spectrales contenant généralement les bandes bleu, vert, rouge et proche infrarouges.
- L'image panchromatique, qui est une image en niveaux de gris acquise par un détecteur couvrant une large partie du spectre lumineux, ce qui permet d'augmenter le flux optique et donc de réduire la taille des pixels. Par conséquent, la résolution de l'image panchromatique est généralement autour de 4 fois supérieure à la résolution de l'image multispectrale.

Le Pansharpening qui est un traitement très commun en télédétection, est de fusionner l'image panchromatique avec l'image multispectrale, afin d'obtenir une image combinant la résolution spatiale de l'image panchromatique avec la richesse spectrale de l'image multispectrale. D'après l'étude comparative exposée au chapitre précédent, nous avons adopté la fusion de données Bayésienne pour cette étape.

2.3 Résultats de l'extraction de routes après la fusion de données Bayésienne

CHAPITRE

IV



Figure IV.9 Résultats de l'extraction après l'application de la fusion de données Bayesienne (à gauche $\omega = 0.50$: à droite $\omega = 0.99$).

Les résultats montrent la capacité de la fusion de données Bayésienne pour traiter les images IKONOS. Une des caractéristiques les plus intéressantes de la fusion de données Bayésienne, est sa capacité à utiliser un paramètre de pondération en option, pour rééquilibrer l'information spectrale et spatiale, améliorant ainsi la polyvalence de la méthode en fonction du contexte et des besoins des utilisateurs.

Il n'ya pas de limites intrinsèques du type de données à traiter ou le nombre de bandes à fusionner avec fusion de données Bayésienne. Elle pourrait être utilisée, par exemple, pour la fusion d'image optique/SAR, en raison de sa capacité à gérer le bruit dans le processus, et pour la fusion hyper-spectrale, car elle peut tenir compte de la relation entre un nombre

arbitraire et potentiellement important de bandes spectrales. Pour toutes ces raisons, il est clair que la méthode de fusion de données Bayésienne est très prometteuse et puissante.

Image	Intégralité	Exactitude	ω
	32.83%	29.98%	0.50
Résultat d'extraction à	53.34%	53.38%	0.50
partir des images de fusion	39.12%	38.22%	0.99
	59.07%	60.36%	0.99

Le tableau suivant illustre l'évaluation d'extraction des routes à partir du résultat de fusion :

Tableau IV.2 Évaluation de la qualité des résultats d'extraction des routes à partir desrésultats de la fusion de données Bayésienne (par ordre).

Les résultats d'extraction, montrent que la fusion de données Bayésienne avec $\omega = 0,99$, permet d'extraire la rue avec une meilleure précision géographique et une meilleure identification des différents types de voirie. La contrepartie de la haute résolution est l'augmentation du bruit dans l'image, rendant l'extraction plus difficile.

Le contexte urbain a une structure complexe, comme l'existence de véhicules dans la route, les ombres portées, les arbres, et les immeubles, qui influent sur la radiométrie de la route et sa largueur, et qui influe sur le taux de l'extraction.

Dans ce qui suit, nous introduisons la notion de filtrage et de quantification d'image, afin de faire face à cette problématique. La quantification d'images couleurs vise à réduire le nombre de couleurs utilisées pour représenter une image. La quantification d'une image, revient à chercher une palette ayant un nombre de couleurs fixe, et permettant de représenter l'image le plus fidèlement possible, où chaque valeur de pixel est remplacée par la valeur la plus proche dans la palette. La segmentation et la quantification couleurs, sont toutes deux des problèmes de partitionnement, visant à découper respectivement l'image et l'espace RGB en un ensemble de régions, chaque région étant représentée par une couleur [133].

3. Réduction de caractéristiques

Le coût de classification augmente avec le nombre de caractéristiques utilisées pour décrire un vecteur de pixel dans l'espace multispectral, et le nombre de bandes spectrales associées à chaque pixel. Pour les classificateurs tels que les procédures de distance parallélépipédique et la distance minimum, ceci augmente de manière linéaire en fonction des caractéristiques.

Cependant pour la classification du maximum de vraisemblance, l'augmentation des coûts est quadratique. Par conséquent, il est judicieux de garantir qu'il n'y a pas plus de caractéristiques que nécessaire qui seront utilisées lors de l'exécution d'une classification [176].

Notamment, le nombre de pixels d'entraînement nécessaires augmente avec le nombre de bandes spectrales dans les données. Pour les données de dimensionnalité élevée, cette exigence présente tout un défi dans la pratique, de manière à garder le nombre de caractéristiques utilisées dans une classification aussi peu que possible, ceci est important afin d'assurer des résultats fiables à partir du nombre raisonnable de pixels d'entraînement. Les caractéristiques qui ne contribuent pas à la discrimination en apportant peu à la séparabilité des classes spectrales, doivent être écartés.

L'élimination des caractéristiques les moins efficaces est appelée sélection de caractéristiques, ce qui est une forme de la réduction de caractéristiques. Ceci consiste à transformer le vecteur de pixel dans un nouveau jeu de coordonnées dans lequel les caractéristiques qui peuvent être enlevées sont rendus plus évidentes. La sélection des caractéristiques ne peut être effectuée indistinctement. Les méthodes doivent être conçues pour accorder des valeurs relatives des caractéristiques à être évaluées de manière quantitative et rigoureuse. [176]

3.1 Réduction de caractéristique par la quantification de couleur

De nombreux algorithmes ont été proposés pour la réduction de caractéristiques. Cependant, les techniques classiques de réduction de la couleur, peuvent être classées en deux catégories principales. Tout d'abord, il existe une classe de techniques basées sur des algorithmes de séparation. Selon ces approches, l'espace de couleur est divisé en régions disjointes, par un fractionnement itératif de l'espace colorimétrique [166], Octree [167], Median-cut [168], algorithme basé variance [169], et la méthode proposée par Wu [170], sont quelques exemples de techniques qui appartiennent à cette classe.

Une autre classe majeure d'algorithmes de réduction de couleurs se compose de techniques basées sur l'analyse de cluster. Les techniques de classification les plus couramment utilisés dans cette catégorie sont les C-means [171] et Fuzzy C-means [172] [171], K-means [173] et de Kohonen SOFM [174] [175] [176]. L'objectif de réduction de la couleur est de minimiser l'erreur de quantification et de produire un bon résultat. L'algorithme de quantification de couleur utilisé dans notre approche, est l'algorithme Mean-Shift.

3.2 **Algorithme Mean-Shift**

IV

Mean-Shift est un algorithme non paramétrique de partitionnement de données multidimensionnelles. Il peut être utilisé pour la segmentation, en projetant l'image dans un espace à cinq dimensions, où chaque pixel est représenté par un point ayant pour coordonnées sa position en x, en y, et ses valeurs R, G, B. Les groupes de points dans cet espace, représentent les ensembles de pixels homogènes, à la fois spatialement, et en couleurs [123].

CHAPITREAmélioration de l'extraction des routes en milieu urbain par la fusion deIVdonnées Bayésienne et la segmentation Mean Shift : Approche proposée

Yao-Yi [124] et Simler [123], ont appliqué Mean-Shift comme un filtre, pour réduire le nombre de couleurs afin d'extraire automatiquement des routes à partir de carte raster. Le principe de Mean-Shift, est inspiré du gradient de densité introduit par Fukunaga en 1990 [125], puis généralisé par Cheng en 1995 [122], et mis en pratique pour la segmentation des images, à partir de 1997 avec les travaux de Comaniciu et Meer [126][127].

Le principe de Mean-Shift consiste à associer à chaque point de l'image, le mode (mean) de la densité des couleurs de l'image, dont elle est issue.

Une fenêtre de Parzen [128], permet d'estimer la fonction de densité des classes de couleurs correspondantes, aux différentes régions de l'image. Cette approche repose sur l'hypothèse selon laquelle les régions homogènes de l'image sont caractérisées par une densité de probabilité monomodale de la distribution des couleurs.

Trouver ces modes revient à trouver les points pour lesquels le gradient de la fonction de densité est nul. C'est donc la méthode itérative de descente de gradient, qui permet de déplacer(Shift) les couleurs de l'image vers les modes (mean), dans la direction où la densité des couleurs est la plus forte.

Comaniciu et Meer [129], proposent une méthode connue sous le nom de Mean-Shift spatial. Cette méthode consiste à appliquer le principe général du Mean-Shift à un vecteur de caractéristiques plus grand, auquel nous ajoutons les informations spatiales des points (x,y).

Cette méthode manipule ainsi, les informations spatiales (position des pixels), et les informations colorimétriques (valeurs des pixels), pour segmenter les images dans des délais raisonnables [129].

Les régions segmentées, remplissent à la fois les critères de proximité spatiale et d'homogénéité colorimétrique des pixels qui les composent. La robustesse et la vitesse d'exécution mises en avant par Comaniciu et Meer, ont fait de Mean-Shift spatial une méthode particulièrement attractive pour de nombreux problèmes en segmentation d'images.

La procédure de Mean-Shift, est une procédure itérative de recherche de modes ou de maxima locaux. Pour tout point $\{x_i\}_{i=1,...,N}$ de l'image, la recherche d'un mode est décrite par l'algorithme suivant :

- 1. Choisir le paramètre h, associé au facteur d'échelle,
- 2. Initialiser le nombre d'itérations p = 1, et le centre de la fenêtre $y^{1} = x_{i}$
- 3. Calculer le vecteur Mean-Shift $m_{h,G}(y^p)$, avec g le noyau uniforme ou Gaussien

$$m_{h,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n} g\left(\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)\right)} - x$$
(Eq.4.10)

pour les K points x_i dans la fenêtre de Parzen $N_c(x)$ centrée en x :

$$N_c(x) = \{x_i/d_{coul \square ur} (x, x_i) < h\}$$

4. Translater le point y^p vers la nouvelle position y^{p+1} tel que

$$y^{p+1} = y^p + m_{h,G}(y^p),$$
 (Eq.4.11)

5. Incrémenter le nombre d'itérations p = p + 1,

6. Reprendre l'algorithme en 3 jusqu'à converger vers le point y où $||m_{h,G}(y)|| < \varepsilon$.

Le principe de cette méthode consiste donc à itérer le déplacement d'un point y par le vecteur Mean-Shift. À chaque itération, le point de l'image y, est translaté vers la moyenne des couleurs pondérée de l'ensemble des points x_i , trouvés dans la fenêtre de Parzen centrée en x.

La procédure s'arrête dès qu'on aboutit à un point stationnaire, caractérisé par un vecteur gradient nul. Ce point de convergence est, par définition, un mode de la distribution sous-jacente de la classe des couleurs associée.

Les points ayant une distance colorimétrique en dessous du seuil h, convergent vers un même mode. La figure IV.10 donne un exemple de trajectoires de deux points différents vers les centres de leurs classes respectives. [129][122]



Figure IV.10 Convergence de la procédure Mean-Shift. Les points noirs représentent les trajectoires des points par translations successives selon le vecteur Mean-Shift à chaque itération.

Cette figure montre la convergence dans le plan de la chrominance (U^*, V^*) , en deux dimensions, alors que cette convergence se fait dans un espace couleur à trois dimensions, incluant aussi la luminance (Y), ou directement dans l'espace (R, G, B).

La norme du vecteur Mean-Shift, est toujours plus petite que h, et décroît dans les zones plus denses, pour devenir nulle à la position du mode d'une classe couleur.

La localisation et le nombre de modes, dépendent du paramètre h qui correspond à la taille de la fenêtre de Parzen. Ce paramètre peut s'apparenter également à un paramètre de lissage. Pour une valeur de h très faible, la fonction de densité est calculée à un niveau de détail très fin, ce qui conduit à un nombre élevé de modes, et donc à une sur-segmentation de la scène. Par contre, une valeur élevée de h, risque d'augmenter le lissage des données, de regrouper les maximas locaux proches de faibles niveaux en maxima plus élevés, et de réduire le nombre de modes conduisant à une sous-segmentation de l'image.

3.2.1 Le filtrage Mean-Shift

IV

De manière générale, le filtrage consiste à modifier les données d'origine pour rendre les valeurs de ces critères plus discriminantes, son but étant de faciliter les traitements postérieurs dans le cas de segmentation.

Le filtrage Mean-Shift consiste à associer à chacun des points d'une image d'origine la valeur du mode le plus proche de la distribution sous-jacente. La solution pour détecter ces modes est d'effectuer pour chaque point de l'image la procédure «Mean-Shift» [129] [130].

L'algorithme du filtrage Mean-Shift

Soit x_i et z_i , $i=1,\ldots,n$, l'entrée de dimension d des pixels de l'image filtrée dans le domaine spatial-spectral. Pour chaque pixel :

- 1. Initialiser j = l et $y_{i,l} = x_i$.
- 2. Calculer $y_{i, p+1}$ selon (Eq.4.11) jusqu'à convergence, $y = y_{i, c}$.
- 3. Affecter $z_i = (x_i^s, y_{i,c}^r)$.

s et r, désignent les composantes spatiales et spectrales d'un vecteur, respectivement. L'affectation précise que les données filtrées à l'emplacement spatial x_{i}^{s} , auront la composante spectrale du point de convergence $y^{r}_{i,c}$.

Le noyau (fenêtre) dans la procédure Mean-Shift, se déplace en direction de l'augmentation maximale du gradient de densité conjointe, tandis que le filtrage bilatéral utilise une fenêtre statique fixe.

3.2.2 La Segmentation Mean-Shift

Dans le cas de la segmentation, l'image est considérée comme un treillis bidimensionnel de pixels. Chaque point x_i est décrit par cinq coordonnées spatio-chromatiques : deux coordonnées spatiales et trois valeurs chromatiques dans les plans RGB de l'image.

Les régions sont constituées en regroupant les données filtrées (points de convergence) dont la distance euclidienne n'excède pas un seuil fixé.

Pour séparer correctement les différentes régions et ainsi améliorer la segmentation, le filtrage Mean-Shift peut être itéré de manière à accentuer son effet avant cette étape de fusion. A chaque itération, une image est construite en affectant à chaque pixel les composantes d'amplitude des points de convergence [129] [130] [131].

L'algorithme de segmentation Mean-Shift

IV

Soit x_i et z_i , i=1,...,n, l'entrée de dimension des pixels de l'image filtrée dans le domaine spatial-spectral, et L_i l'étiquette du *i*-ème pixel dans l'image segmentée.

- 1. Exécutez la procédure de filtrage Mean-Shift pour l'image et enregistrer toutes les informations sur le point de convergence de dimensions d, dans z_i , c'est-à-dire $z_i = y_{i,c}$.
- 2. Délimiter dans le domaine conjoint les clusters $\{c_p\}_{p=1,\dots,m}$ en regroupant tous les z_i qui sont plus proches que h_s dans le domaine spatial, et h_r dans le domaine spectral. C'est-à-dire concaténer les bassins d'attraction des points de convergence correspondant.
- **3.** Pour chaque i=1,...,n, affecter $L_i = \{p \mid z_i \in C_p\}$.

4. Résultats du Mean-Shift

IV



Figure IV.11 Résultats de l'extraction des routes après le filtrage Mean-Shift.

Image	Intégrité	Exactitude	ω	Paramètres du Mean-Shift
a	50.78%	48.98%	0.99	hs=5, hr=15, m= 20
tats de ion de ute	69.15%	70.35%	0.99	hs= 5, hr= 15, m= 100
Résult xtract ro	92.12%	91.22%	0.99	hs=5, hr=15, m= 50
l'e	90.15%	91.35%	0.99	hs= 5, hr= 15, m= 100

Tableau IV.3 Évaluation des résultats d'extraction après l'application de Mean-Shift (par ordre).
Cette méthode construit les classes de pixels par détection de zones modales dans l'espace spectral, en estimant le gradient de la densité de probabilité d'apparition d'une couleur, conjointement, dans des domaines spatial et spectral, de largeurs, respectives h_s : largeur du noyau dans le domaine « spatial », et h_r : largeur du noyau dans le domaine des « couleurs ».

D'après les résultats, nous constatons que le choix de $h_s = 5$, $h_r = 15$ et m entre 50 et 100, nous a donné des images proches des images originales, tout en réduisant les objets (voiture, marquage de la route, ombres, etc.) qui interagissent avec la route.

5. Discussion et Conclusion

IV

Notre objectif principal est d'adopter la méthode proposée dans [116], et de contribuer par, l'amélioration de la qualité des données et la maximalisation du taux d'extraction, par la fusion de données Bayésienne, et l'algorithme Mean-Shift, réduisant ainsi les informations non utiles.

Premièrement, l'approche de l'extraction de la route, a été testée sur des zones fortement urbanisées. Le résultat obtenu à partir du procédé d'extraction de la route, illustrée sur la figure IV.8, où, nous pouvons constater que la tâche est assez difficile, en raison de la forte urbanisation de la région, les ombres, et les occlusions des voitures.

D'autre part, nous avons testé le procédé d'extraction de la route, sur le résultat de la fusion des données de Bayésienne. L'une des caractéristiques les plus intéressantes de la fusion de données Bayésienne, est sa capacité à utiliser un paramètre de pondération pour équilibrer l'information spectrale et spatiale, améliorant ainsi la polyvalence entre les deux caractéristiques, selon le contexte et les besoins des utilisateurs.

Les résultats de l'extraction de routes illustrés sur la Figure IV.9, pour la seconde paire d'images, dans lequel nous choisissons $\omega = 0.99$ (injecter plus d'informations panchromatique sans supprimer totalement la contribution de l'image d'origine), montrent que la fusion de données Bayésienne, a visiblement améliorée la netteté de l'image, sans conduire à des distorsions de couleurs, et nous a permis d'extraire les routes avec une meilleure précision géographique, et une meilleure identification des différents types de routes.

La contrepartie de la haute résolution spatiale, est l'augmentation du bruit dans l'image, ce qui rend l'extraction plus difficile, sachant que le contexte urbain, a une structure complexe, comme l'existence de véhicules en route, les ombres, les arbres et les bâtiments, qui affectent la radiométrie de la route, et sa largeur, ce qui peut réduire le taux d'extraction. Nous résolvons ce problème, en utilisant l'algorithme Mean-Shift. La figure IV.11, montre les résultats de l'algorithme Mean-Shift, qui sont semblables aux images originales, et dans lesquels, nous réduisons les objets qui nuisent à l'extraction de routes.

Image	Intégralité	Exactitude	ω	Paramètres Mean-Shift
Panchromatique	21.32%	19.61%	/	/
	36.55%	34.58%	/	/
Multispectrale	13.43%	11.98%	/	/
	30.74%	37.38%	/	/
Résultats extraction sur les images de fusion	32.83%	29.98%	0.50	/
	39.12%	38.22%	0.99	/
	53.34%	53.38%	0.50	/
	59.07%	60.36%	0.99	/
Résultats extraction sur les images du Mean-shift	50.78%	48.98%	0.99	5,15, 20
	69.15%	70.35%	0.99	5, 15, 100
	92.12%	91.22%	0.99	5,15, 50
	90.15%	91.35%	0.99	5, 15, 100

Le tableau ci-dessous, illustre tous les résultats de cette contribution.

IV

Tableau IV.4 Evaluation de la qualité d'extraction des routes dans les différentes étapes de l'approche proposée.

En comparant les résultats de l'algorithme d'extraction de route obtenus à partir des images panchromatiques et multispectrales, uniquement avec ceux de la fusion de données Bayésienne, et ceux de l'algorithme Mean-Shift, nous affirmons que le taux de l'extraction de la route sur les scènes urbaines proposées, a augmenté de plus de 50%, confirmant le mérite de l'approche proposée.

Dans les chapitres qui suivent, notre étude se focalise sur les approches de fusion au niveau de décision.

Chapitre V

1. Introduction

L'insuffisance d'un capteur individuel à fournir une information complète et précise sur les objets sur Terre, rend la fusion de données multi-sources un sujet de recherche très intéressant [31] [132].

Au cours de la dernière décennie, un grand nombre d'études et de recherche, ont été menées sur la fusion de données multi-sources, et l'intégration des données provenant de différents capteurs.

Dans une recherche récente, Saeidi Vahideh et al. [132], utilisent la théorie Dempster Shafer, pour fusionner des données LiDAR et des données issues des images multispectrale SPOT 5, pour l'amélioration de l'extraction des caractéristiques.

Dans une autre contribution [44], Fassbender et Bogaert, ont proposé une approche de fusion de données basée sur la théorie Bayésienne, pour améliorer la netteté d'image en utilisant l'image panchromatique et multispectrale.

Bigdeli et al. [31], ont proposé une technique pour la fusion des données hyperspectrales et LiDAR au niveau de décision, en utilisant une technique de fusion de classification basée SVM.

Wenzhi et al. [32], ont appliqué la morphologie mathématique et la technique SVM, pour l'extraction des caractéristiques, à partir des données LiDAR et Hyperspecral. Ces résultats de classification sont combinés en appliquant la technique Majority Voting, pour l'amélioration de l'analyse en milieu urbain.

Dans [133], les auteurs proposent une approche d'extraction basée sur des images panchromatiques, multispectrales, et le Modèle numérique de surface (DSM) généré à partir d'images stéréo WorldView-2.

Par conséquent, à partir de cette étude bibliographique récente, nous proposons dans cette contribution, deux approches comparatives, de fusion de données. La première est basée sur la technique Majority Voting pour la fusion de données au niveau de décision, la seconde sur la théorie de Dempster Shafer, pour combiner les informations issues des données panchromatiques et multispectrales, pour l'amélioration de l'extraction de caractéristiques dans les zones urbaines.

Avant d'exposer notre approche, nous présentons, dans ce chapitre, quelques rappels sur la fusion de décision.

2. Architectures de fusion de données

L'architecture de fusion décrit la procédure de traitement des entrées dans le processus de fusion. Le choix d'une architecture adaptée dépend de la nature du problème, les caractéristiques des données, la disponibilité de la puissance de calcul et d'autres facteurs. Ils

CHAPITRE FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE V RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : INTRODUCTION

sont généralement classés dans les architectures centralisées, décentralisées et hybrides [134] [135].

2.1 L'architecture centralisée

Cette architecture, prend toutes les entrées disponibles simultanément afin d'obtenir les informations (figure V.1). La *D1*, *D2* et *D3* sont des données provenant de différentes sources (images, DSM, MNE, SIG, etc.), entrant dans le processus de fusion.

L'ensemble des données d'entrée, peuvent comprendre des images multi-temporelles, des images de haute résolution spatiale, et spectrale, différentes, ou, toutes autres données auxiliaires (par exemple, D1 et D2 peuvent être deux images obtenues à des dates différentes et D3 peuvent être des données SIG).

Comme toutes les sources sont prises dans un processus de fusion, elles offrent une perte minimale d'informations.

Cette architecture a quelques inconvénients ; si un ensemble de données est de mauvaise qualité il affectera la qualité du résultat final. Cette architecture demande une puissance de traitements élevés et, une mémoire informatique importante [134].



Figure V.1 Architecture centralisée.

2.2 L'architecture décentralisée

Dans la figure V.2, les sources D1 et D2, D3 et D4 sont traitées dans différents processus de fusion et les résultats sont combinés en utilisant un autre processus de fusion. L'architecture décentralisée offre une plus grande souplesse dans le traitement [134].



Figure V.2 Architecture décentralisée.

2.3 L'architecture hybride

Cette architecture, combine les architectures centralisées et décentralisées. Une illustration est montrée dans la figure V.3. Ces architectures pourraient avoir besoin de différents traitements, d'étapes et de niveaux [134].



Figure V.3 Architecture hybride.

3. La Fusion de décisions

La fusion de décisions, ou fusion au niveau de décision, consiste à combiner les décisions des traitements effectués sur chaque source, pour obtenir une solution globale, et optimale. La fusion est opérée sans tenir compte des caractéristiques internes des traitements mono-sources. Ci-dessous un schéma, qui illustre les étapes de cette technique.

CHAPITRE FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE V RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : INTRODUCTION



Figure V.4 Fusion de données au niveau décisions.

En effet, dans la littérature, on parle de la fusion haut niveau, et on la définie comme étant la fusion au niveau décision. Il s'agit de stratégies de fusion avec un haut niveau d'abstraction, capables de comprendre la nature, la qualité, et la pertinence de l'information à combiner [136] [137] [40] [138].

Ce type de fusion peut être vu comme une sorte d'extension de la fusion de primitives. Les primitives représentées ici par les fonctions caractéristiques estimées, à partir des attributs (spectral, spatial) extraits des images à combiner, sont fusionnées au moyen d'un modèle décisionnel, pour augmenter la précision de la prise de décision.

Ce modèle décisionnel, qui permet de réaliser la fusion d'attributs, avec la possibilité d'intégrer des données issues des images panchromatique, et des images multispectrales, est directement lié à notre approche.

Dans ce qui suit, nous allons aborder d'une façon plus détaillée, les concepts liés à la fusion de décision. Nous étudierons deux méthodes très utilisées dans cette discipline avant d'entamer la partie consacrée à notre méthodologie.

3.1 La technique Majority Voting data fusion

Cette technique est l'une des techniques les plus importantes, et la plus simple, dans la fusion de décision, et a été appliqué dans différentes applications. Plusieurs applications de Majority Voting, ou Vote Majoritaire, pour combiner des classifications, peuvent être trouvées dans la littérature.

Dans une recherche récente [139], les auteurs visent à surmonter des problèmes pratiques rencontrés, et améliorer la classification thématique des images SAR à l'aide de l'extraction de caractéristiques de texture. La segmentation, l'extraction géométrique, et caractéristiques contextuelles sont combinés par la technique de Vote Majoritaire.

CHAPITRE FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE V RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : INTRODUCTION

Dans [140], les auteurs utilisent une méthode de classification hybride, sur des images multispectrales (QuickBird and IKONOS), et des images hyperspectrales, les résultats de fusion des classifications et de segmentations sont obtenus par une règle de décision en utilisant la méthode du vote majoritaire. Leurs résultats démontrent que leur proposition est compétitive aux approches proposées par d'autres recherches dans une thématique similaire.

Dans un autre travail [32], les auteurs proposent une méthode de fusion de décision, pour combiner des données extraites à partir des images hyperspectrales et LiDAR, en appliquant la morphologie mathématique et la technique SVM. La carte finale de classification est obtenue par la fusion des classifications, on appliquant la règle du Vote Majoritaire. Les résultats expérimentaux de la fusion des données hyperspectrales et LiDAR démontrent l'efficacité de la méthode proposée, par rapport aux méthodes utilisant une seule source de données.

3.1.1 Principe

Nous présentons ici, le principe du vote majoritaire (Majority Voting). Nous considérons le problème de la fusion de m sources S_i afin de déterminer une des n classes C_i possibles.

Plus qu'une approche de fusion, le principe du vote est une méthode de combinaison de décisions. Notons $S_j(x) = i$, le fait que la source S_j attribue la classe C_i à l'observation x. Nous supposons que les classes C_i sont exclusives. A chaque source est associée la fonction suivante :

$$M_{i}^{j}(x) = \begin{cases} 1 \ si \ s_{j}(x) = i, \\ 0 \ Sinon. \end{cases}$$
(Eq.5.1)

La combinaison des sources s'écrit par :

$$M_{k}^{E}(x) = \sum_{j=1}^{m} M_{k}^{j}(x)$$
(Eq.5.2)

La règle du vote majoritaire consiste, à choisir la décision prise par le maximum de sources, c'est-à-dire le maximum de M_k^E . Cependant cette règle simple, n'admet pas toujours de solutions dans l'ensemble des classes $D = \{C_l, ..., C_n\}$. Par exemple si le nombre de sources m est paire, et que m/2 sources décident C_{il} et m/2 autres sources disent C_{i2} , ou encore dans le cas où, chaque source affecte à x une classe différente. Il est donc indispensable d'ajouter une classe C_{n+1} , qui représente l'incertitude totale liée au conflit des sources, sous l'hypothèse de l'exhaustivité des classes $C_{n+1} = \{C_l, ..., C_n\}$.

La décision finale prise par cette règle s'écrit :

$$E(x) = \begin{cases} k \sin \max_k M_k^E(x), \\ n+1 Sinon. \end{cases}$$
(Eq.5.3)

Cette règle est cependant peu satisfaisante dans les cas, où deux sources donnent le maximum pour des classes différentes. La règle la plus employée est la règle du vote majoritaire absolu qui s'écrit :

$$E(x) = \begin{cases} k \ si \ \max_k M_k^E(x) > \frac{m}{2}, \\ n+1 \ Sinon. \end{cases}$$
(Eq.5.4)

A partir de cette règle, Lam et al. [141] ont prouvés que la méthode du vote majoritaire, permet d'obtenir de meilleurs performances que toutes les sources prises séparément, sous des hypothèses d'indépendance statistique des sources et de même probabilité, et ceci est d'autant plus vrai que *m* est impaire.

Il est possible de généraliser le principe du vote majoritaire, afin de supprimer le conflit. Au lieu de combiner les réponses des sources par une somme simple comme dans l'équation (Eq.5.2), l'idée est d'employer une somme pondérée [142] :

$$M_k^E(x) = \sum_{j=1}^m \alpha_{jk} \ M_k^J(x) \tag{Eq.5.5}$$

Où $\sum_{j=1}^{m} \sum_{k=1}^{n} \propto_{jk} = 1$. Les poids \propto_{jk} , représentent la fiabilité d'une source, pour une décision donnée, et l'estimation de ces poids peut se faire à partir des taux normalisés de réussite pour chaque classe et chaque classifieur.

Les différentes règles de décision possibles peuvent être résumé par la formule suivante :

$$E(x) = \begin{cases} k \ si \ M_k^E(x) = \max_i M_i^E(x) \ge c \ m + b(x), \\ n+1 \ Sinon. \end{cases}$$
(Eq.5.6)

Où $c \in [0, 1]$ et, b(x), est une fonction de $M_k^E(x)$.

Afin d'améliorer la classification des données haute résolution en milieu urbain, nous nous sommes inspirés de ces travaux de recherches. Nous présentons notre contribution dans le chapitre suivant. Avant d'exposer la méthodologie suivie et les résultats de cette recherche, nous définissons dans ce qui suit la théorie de Dempster Shafer.

3.2 La fusion de données Dempster Shafer

Le principe général de la théorie de l'évidence, définie par Shafer [147], à partir des travaux de Dempster [148], sur la généralisation de la théorie Bayésienne à la gestion de l'incertain et de l'ignorance, est de permettre d'affecter des degrés de confiance (jeu de masses), non seulement à des hypothèses simples, mais aussi à des réunions d'hypothèses si la connaissance disponible ne porte que sur un ensemble d'hypothèses sans plus de précision.

Ces jeux de masses possèdent un certain nombre de propriétés qui seront détaillées par la suite. Pour construire ces jeux de masses, il n'existe comme pour la théorie des possibilités, aucune méthode générique reconnue, et la définition des jeux de masses est très dépendante de l'application étudiée.

La combinaison des connaissances provenant des différentes sources se fait par l'intermédiaire d'une règle de sommation orthogonale, dite règle de Dempster. La prise de décision se fait sur le jeu de masses final. Il est nécessaire de définir une stratégie de prise de décision, en fonction de l'attitude que l'on souhaite avoir par rapport à cette décision. La théorie des croyances, ou théorie de Dempster-Shafer, permet de représenter à la fois l'imprécision, et l'incertitude au travers deux fonctions : la fonction de croyance et la fonction de plausibilité [145] [143]. Ces deux fonctions sont dérivées des fonctions de masses.

3.2.1 Principe

3.2.1.1 Cadre de discernement

Il est nécessaire de définir un cadre de discernement noté Θ , constitué d'un ensemble d'hypothèses θ_i nécessaires à la description complète d'une situation présente [209] [210]:

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M, \}$$

Dans notre cas d'étude de fusion de classifications, les hypothèses θ_i $(1 \le i \le M)$ représentent les *M* classes thématiques considérées. Notons 2 θ l'ensemble de tous les sous ensembles de Θ . Cet ensemble contient des classes simples, appelées aussi singletons ou hypothèses simples, et des unions de classes appelées aussi hypothèses composées.

$$2^{\Theta} = \{\phi, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M, \theta_1 \cup \theta_2, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_M\}$$

 ϕ Représente l'ensemble vide, θ_i les hypothèses simples, et { $\theta_1 \cup \theta_2, \theta_1 \cup \theta_2 \cup ... \cup \theta_M$ } les hypothèses composées qui représentent des classes d'union, intégrant l'incapacité à différencier les différentes classes simples.

3.2.1.2 La fonction de masse

Dans cette théorie, la première difficulté est le choix de la fonction de masse pour exprimer le degré de confiance pour chaque élément A_i de 2 $^{\Theta}$. La fonction de masse élémentaire est définit par :

$$m(\phi) = 0 \ et \sum_{A_i \in 2^{\Theta}} m(A_i) = 1$$
 (Eq.5.7)

Les éléments A_i appartiennent à l'ensemble 2 $^{\Theta}$ et possèdent des masses non nulles appelées «éléments focaux » de Θ . Les masses correspondantes aux singletons ou hypothèses simples expriment la certitude d'une classe par rapport aux autres, et les masses correspondant aux hypothèses composées expriment la confusion associée au manque d'informations pour la décision entre une classe ou une autre [209] [210].

3.2.1.3 Fonctions de crédibilité et de plausibilité

La fonction de crédibilité et la fonction de plausibilité sont dérivées à partir de $m(\phi)$, qui modélisent l'imprécision et l'incertitude sur les hypothèses considérées par une source d'information. Les fonctions de crédibilité et de plausibilité sont définies de 2 $^{\Theta}$ dans l'intervalle [1, 0], et sont données respectivement par [209] [210] :

$$Bel(A_i) = \sum_{A_j \subseteq A_i} m(A_j) \ \forall \ A_i \in 2^{\Theta} \ et \ A_i \neq \phi$$
(Eq.5.8)

$$Pl(A_i) = \sum_{A_i \cap A_i \neq \phi} m(A_i) \ \forall A_i \in 2^{\Theta} \ et \ A_i \neq \phi$$
(Eq.5.9)

La crédibilité mesure à quel point les informations données par une source soutiennent l'hypothèse A_i , elle peut être interprétée comme la borne inférieure d'une mesure de vraisemblance. La plausibilité mesure à quel point les informations d'une source ne contrarient pas l'hypothèse A_i , elle peut être considérée comme la borne supérieure de vraisemblance.

L'intervalle $[Bel(A_i), Pl(A_i)]$ est appelé intervalle de croyance, l'ensemble de valeurs de cet intervalle représente l'*incertitude* sur une hypothèse A_i . La longueur de cet intervalle représente l'*imprécision* sur la mesure de l'incertitude. Cet intervalle est donc réduit à 0 pour une ignorance nulle dans le cas probabiliste, et à 1 pour une ignorance totale quand la source n'apporte aucune information.

3.2.1.4 Règle de fusion de Dempster

La règle de combinaison de Dempster, symbolisée par \bigoplus , permet de fusionner *n* sources d'informations distinctes. Pour une prise de décision qui tient compte de la totalité des informations provenant de sources distinctes, il est nécessaire de les fusionner en tenant compte du degré de confiance de chaque source. Ces dernières, couramment appelées sources d'évidence S_d ($1 \le d \le n$), expriment des degrés de confiance différents sur les hypothèses d'un cadre de discernement. A chaque source S_d est associée une fonction de masse $m_d()$. La fonction de masse globale pour un élément focal A_i est obtenue grâce à la règle de fusion de Dempster, qui combine les masses de A_i données par toutes les sources S_d , elle s'exprime de la façon suivante [209] [210]:

$$m_{\oplus}(A_i) = \bigoplus_{d=1}^n m_d(A_i) = \frac{\sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = A_i} \prod_{d=1}^n m_d(A_i)}{\frac{A_d \in 2^{\Theta}}{1 - K}} \quad \forall A_i \neq \phi \text{ et } A_i \subseteq 2^{\Theta} \quad (\text{Eq.5.10})$$

$$K = \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_n = \phi} \prod_{d=1}^n m_d(A_d)$$
(Eq.5.11)

Le facteur K est appelé le degré de conflit entre les sources d'évidence et doit être inférieur à I. La règle de Dempster permet la commutativité et l'associativité, ce qui permet de combiner plusieurs sources de données dans n'importe quel ordre.

3.2.1.5 La notion de conflit dans la théorie de Dempster Shafer

La mesure du facteur K n'est pas une mesure absolue, mais dépend de la répartition des masses sur les différents éléments focaux du cadre de discernement. Le conflit entre sources peut avoir deux origines : soit les sources ne sont pas fiables, c'est-à-dire qu'elles donnent des informations différentes (redondantes, complémentaires ou contradictoires) sur le même phénomène, soit les sources acquièrent des informations sur des phénomènes différents.

Dans le cas où les sources donnent des informations différentes, il est intéressant de combiner les sources pour réduire l'incertitude et l'imprécision liées aux données issues de chaque source. Par contre, dans le cas où les sources acquièrent des informations sur des phénomènes différents, la combinaison n'a pas de sens [209] [210]. Cependant, lorsque les sources d'évidence à combiner sont très conflictuelles, ce qui signifie que le facteur K est très proche de I, la combinaison entre ces sources d'information est impossible, d'où le recours à plusieurs solutions pour la gestion du conflit, parmi celles-ci :

1. Le modèle transférable des croyances [209] [210] [211] qui permet de représenter une solution dans Θ , par l'affectation d'une masse non nulle à l'ensemble vide.

2. La théorie du raisonnement plausible et paradoxale de Dezert-Smarandache [212] [213] [214], qui permet l'intégration du paradoxe qui existe entre les sources indépendamment du conflit, dans l'ensemble de discernement.

3.2.1.6 La prise de décision dans la Dempster Shafer par le maximum de crédibilité

Le pixel \underline{x}_s au site *s* est affecté à la classe A_i (simple ou composée) pour laquelle il présente un maximum de crédibilité par rapport aux crédibilités des autres classes (simple ou composée) :

$$s \in A_i \text{ si et seulement si } Bel_c^{\Theta}[\underline{x}_s](A_i) > Bel_c^{\Theta}[\underline{x}_s](A_j) \forall i \neq j$$
 (Eq.5.12)

Cette règle de décision ne retient que les cas pour lesquels il n'y a pas d'incertitude et qui sont contenues dans la limite inférieure de l'intervalle de confiance, et ainsi considérée comme totalement non risquée.

3.2.1.7 La prise de décision dans la Dempster Shafer par le maximum de plausibilité

Le pixel \underline{x}_s au site *s* est affecté à la classe A_i (simple ou composée) pour laquelle il présente un maximum de plausibilité par rapport aux plausibilités des autres classes (simple ou composée) :

$$s \in A_i \text{ si et seulement si } Pl_c^{\Theta}[\underline{x}_s](A_i) > Pl_c^{\Theta}[\underline{x}_s](A_j) \forall i \neq j$$
 (Eq.5.13)

Cette règle retient la limite supérieure de l'intervalle de vraisemblance, incluant aussi tous les cas incertains. Cependant cette règle est considérée comme trop risquée.

3.2.1.8 La prise de décision dans la Dempster Shafer par le maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance

Le pixel \underline{x}_s au site *s* est affecté à la classe A_i (simple ou composée) pour laquelle il présente un maximum de crédibilité par rapport aux plausibilités des autres classes (simple ou composée) :

$$s \in A_i \text{ si et seulement si } Bel_c^{\theta}[\underline{x}_s](A_i) > Pl_c^{\theta}[\underline{x}_s](A_j) \forall i \neq j$$
 (Eq.5.14)

Cette condition étant particulièrement stricte et peut ne conduire à aucune décision.

3.2.1.9 La prise de décision dans la Dempster Shafer par le Maximum de probabilité pignistique

Cette règle, proposée par Smets [215] [209], évite la prise de décision à partir d'un intervalle. Le pixel \underline{x}_s au site *s* est affecté à la classe simple θ_i pour laquelle il présente un maximum de probabilité par rapport aux probabilités des autres classes simples. Smets met en place l'estimation suivante :

$$\forall \ \theta_i \in \ \Theta \ P_{ig}(\theta_i / \underline{x}_s) = \sum_{\substack{\theta_i \in B \\ B \subset 2^{\Theta}}} \frac{1}{|B|} \ m_c^{\Theta}[\underline{x}_s](B)$$
(Eq.5.15)

Les probabilités P_{ig} sont appelées probabilités pignistiques. La règle de décision basée sur cette probabilité est donnée par :

$$s \in \theta_i \text{ si et seulement si } P_{ig}(\theta_i / \underline{x}_s) > P_{ig}(\theta_j / \underline{x}_s) \forall i \neq j$$
 (Eq.5.16)

Les règles de décision présentées ci-dessus, sont utilisées en fonction du type de problèmes à résoudre et des résultats souhaités. Cependant, le critère de maximum de crédibilité est le plus préconisé dans le domaine du traitement d'images satellitaires [216] [209]. Avant d'étudier le modèle d'estimation de la fonction de masse, nous citons quelques fonctions de masse particulières directement explicites.

Ignorance totale

Dans le cas extrême d'ignorance totale sur toutes les hypothèses pour la source S_d , la masse est définie par :

$$m_d^{\theta}[\underline{x}_s](\theta) = 1$$

$$m_d^{\theta}[\underline{x}_s](A_i) = 0, \forall A_i \neq \theta \text{ et } A \in 2^{\theta}$$
(Eq.5.17)

Ignorance Bayésienne

Un jeu de masse est dit Bayésien, si les éléments focaux du cadre de discernement se réduisent aux singletons θ_i :

$$m_{d}^{\theta}[\underline{x}_{s}](\theta_{i}) \geq 0 \quad \forall \ \theta_{i} \in \Theta$$
$$m_{d}^{\theta}[\underline{x}_{s}](A_{i}) = 0 \quad \forall \ A_{i} \neq \theta_{i}$$
(Eq.5.18)

Dans ce cas, les notions de plausibilité, crédibilité, masse, et de probabilité, sont identiques.

Connaissance certaine

Si une information issue d'une source S_d signale la réalisation sûre d'un événement A, la masse entière s'y focalise :

$$m_d^{\theta}[\underline{x}_s](A_i) = 1$$
$$m_d^{\theta}[\underline{x}_s](B) = 0, \forall B \neq A_i \text{ et } A_i \in 2^{\theta}$$
(Eq.5.19)

Par conséquent, aucun degré de confiance ne peut être affecté aux éléments autres que A_i .

3.2.1.10 Estimation des fonctions de masse

Les modèles de transfert de masses illustrées par la figure V.5, estiment les fonctions de masses sur les singletons θ_i à partir des densités de probabilités Bayesiennes $p(\underline{x}_s^d/\theta_i)$ calculées en utilisant les données issues de la source S_d , puis transfèrent ces masses initiales sur l'ensemble des hypothèses simples et composées de l'ensemble 2^{θ} , ou alors, n'utilisent que certaines hypothèses composées, dans une démarche simplificatrice et souvent guidée par des connaissances a priori. Ce transfert est effectué en introduisant des coefficients de conditionnement ou/et d'affaiblissement sur les fonctions de masses initiales. Dans la littérature, on retrouve plusieurs modèles de transfert [217] [218] [219] [220]. L'approche d'Appriou parait le mieux appropriée au problème de classification d'images satellitaires à cause de sa cohérence avec l'approche probabiliste dans le cas des connaissances sûres.



Figure V.5 Principe de base des modèles de transfert.

CHAPITRE V RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : INTRODUCTION

Le modèle d'Appriou suppose que la densité de probabilité $p(\underline{x}_s^d / \theta_i)$ est estimée à partir des données issues de la source S_d [143], pour chacune des classes singletons θ_i constituant le cadre de discernement Θ . Au départ, la masse entière est associée aux hypothèses disjointes θ_i . Un ensemble d'axiomes est alors posé pour transférer les mesures probabilistes en fonctions de masses pour les éléments focaux de l'ensemble 2^{Θ} , et aussi pour conserver la cohérence avec l'approche probabiliste pour le cas d'informations parfaitement connues.

Ces axiomes sont :

- 1. Cohérence avec le théorème de Bayes;
- 2. Cohérence avec l'association probabiliste des sources S_d ;
- 3. Séparabilité de l'évaluation des hypothèses simples θ_i .

Appriou [220] [209] a développé un modèle qui ne considère que deux classes : une classe d'intérêt et une classe complémentaire. En respectant ces trois axiomes le cadre de discernement se défini par :

$$\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$$
 tel que $\theta_2 = \overline{\theta_1}$

L'ensemble 2^{Θ} est alors généré comme suit :

$$2^{\Theta} = \{\phi, \theta_1, \theta_2, \theta_1 \cup \theta_2\}$$

Par conséquent, on obtient les éléments focaux suivants :

$$heta_i= heta_1$$
 , $\overline{ heta_i}= heta_2=\overline{ heta_1}$, et $heta= heta_1\cup\ heta_2$

Dans ce modèle initial i = l, et les masses affectées aux trois éléments focaux sont données par Appriou comme suit :

$$m_d^{\theta}[\underline{x}_s](\theta_i) = \frac{\alpha_i^{d} \cdot R_d \cdot P(\underline{x}_s^d/\theta_i)}{1 + R_d \cdot P(\underline{x}_s^d/\theta_i)}$$
(Eq.5.20)

$$m_d^{\theta}[\underline{x}_s](\overline{\theta_i}) = \frac{\alpha_i^d}{1 + R_d \cdot P(\underline{x}_s^d / \theta_i)}$$
(Eq.5.21)

$$m_d^{\theta}[\underline{x}_s](\theta) = 1 - \alpha_i^d \tag{Eq.5.22}$$

 α_i^d représente le degré de confiance pour la concordance de la densité estimée, à partir des échantillons d'apprentissage avec la vraie densité par rapport aux échantillons de contrôle. Il varie entre 0 et 1, et il peut être déterminé à partir de la matrice de confusion.

R_d représente un facteur qui est défini comme suit :

$$R_d \in \left[0, \left\{\max_{i \in [1,M]} \left[p(\underline{x}_s^d / \theta_i)\right]^{-1}\right\}\right]$$
(Eq.5.23)

M représente le nombre de classes simples considérées. En supposant que toutes les sources S_d sont fiables, R_d est choisi égal à la borne supérieure la plus plausible, c'est-à-dire :

$$R_d = \left\{ \max_{i \in [1,M]} \left[p\left(\underline{x}_s^d / \theta_i\right) \right]^{-1} \right\}$$
(Eq.5.24)

L'approche d'Appriou considère uniquement deux classes d'intérêt, or dans notre recherche nous traitons une thématique de fusion/classification multi-classes. Dans ce qui suit nous étudions une généralisation du modèle d'Appriou pour le cas de plus de deux classes.

3.2.1.11 Généralisation du modèle d'Appriou au cas multi-classes

Dans [221], la généralisation du modèle d'Appriou est basée sur l'idée de considérer chaque classe θ_i et i = (1, ..., M) du cadre de discernement comme étant une source d'information S_i et i = (1, ..., M), qu'il ne faut pas confondre avec la source ou le capteur satellitaire S_d et d = (1, ..., M), M représente le nombre de classes thématiques, et n le nombre de capteurs satellitaires.

Chaque hypothèse θ_i du cadre de discernement est assimilée à une source d'information S_i permettant une allocation de masses à tous les éléments focaux. Par conséquent, pour avoir la masse entière allouée à un élément focal de l'ensemble 2^{θ} par toutes les classes. Il faut procéder à une combinaison orthogonale par la règle de Dempster de toutes les masses allouées par chaque sources θ_i à cet élément, et cela peut être vu comme une fusion multi-sources. Pour des données multispectrales issues de la source S_d , le modèle d'Appriou multiclasses s'établit comme suit :

1. La masse de l'élément d'intérêt θ_i de l'ensemble 2^{θ} est conservée. Elle est donnée par l'expression suivante :

$$m_i^{\theta} [\underline{x}_s^d](\theta_i) = \frac{\alpha_i^{d.R_d.P}(\underline{x}_s^d/\theta_i)}{1 + R_d.P(\underline{x}_s^d/\theta_i)}$$
(Eq.5.25)

2. La masse de l'élément complémentaire $\overline{\theta_i}$ est transférée à tous les éléments simples θ_r de l'ensemble 2^{θ} , tel que $r \neq i$ et r = 1...M, où M est le nombre de classes simples considérées. L'influence de chaque classe par rapport à une autre classe est inconnue. Ce transfert est effectué d'une manière égale. Nous avons donc la masse suivante :

$$m_i^{\theta}[\underline{x}_s^d](\theta_r) = \frac{\alpha_i^d/(M-1)}{1 + R_d \cdot P(\underline{x}_s^d/\theta_i)} \qquad \forall r \neq i, r = 1, \dots, M \text{ et } M \neq 1$$
(Eq.5.26)

M = 1 que si une seule classe d'intérêt est considérée, et dans ce cas là, le problème de la classification ne se pose pas.

3. La masse de l'élément global Θ de l'ensemble 2^{Θ} est conservée. Elle est donnée par l'expression (Eq.5.22).

4. A l'exception de l'élément global Θ , il reste dans l'ensemble 2^{Θ} les éléments focaux, composés d'union de classes simples dont les masses doivent être estimées. L'ignorance partielle (union de classes simples) est caractérisée en affectant un facteur de sensibilité très faible ε aux masses de ces éléments [222] [209] :

$$m_i^{\theta}[\underline{x}_s^d](\theta_1 \cup \theta_2) = m_i^{\theta}[\underline{x}_s^d](\theta_1 \cup \theta_3) = \dots = m_i^{\theta}[\underline{x}_s^d](\theta_1 \cup \theta_2 \cup \dots \cup \theta_{M-1}) = \varepsilon \text{ (Eq.5.27)}$$

Toutes les masses données par les équations (Eq.5.25), (Eq.5.26), (Eq.5.22), et (Eq.5.27), pour que la condition $\sum m(.) = 1$, soit vérifiée. Ainsi, le nouveau jeu de masses est obtenu :

$$\begin{split} m_{i}^{\theta} \Big[\underline{x}_{S}^{d} \Big](\theta_{i}) &= \frac{\alpha_{i}^{d} \cdot R_{i} \cdot P(\underline{x}_{S}^{d}/\theta_{i})}{1 + R_{d} \cdot P(\underline{x}_{S}^{d}/\theta_{i})} - \frac{(card(2^{\theta}) - M - 2) \cdot \varepsilon}{M} \quad \forall i = 1, \dots, M \\ m_{i}^{\theta} \Big[\underline{x}_{S}^{d} \Big](\theta_{r}) &= \frac{\alpha_{i}^{d}/(M - 1)}{1 + R_{d} \cdot P(\underline{x}_{S}^{d}/\theta_{i})} - \frac{(card(2^{\theta}) - M - 2) \cdot \varepsilon}{M} \quad \forall r \neq i, r = 1, \dots, M \text{ et } M \neq 1 \quad (Eq.5.28) \\ m_{i}^{\theta} \Big[\underline{x}_{S}^{d} \Big](\theta_{1} \cup \theta_{2}) &= m_{i}^{\theta} \Big[\underline{x}_{S}^{d} \Big](\theta_{1} \cup \theta_{3}) = \dots = m_{i}^{\theta} \Big[\underline{x}_{S}^{d} \Big](\theta_{1} \cup \theta_{2} \cup \dots \cup \theta_{M-1}) = \varepsilon \\ m_{i}^{\theta} \Big[\underline{x}_{S} \Big](\theta) = 1 - \alpha_{i}^{d} \end{split}$$

Grâce au modèle d'Appriou généralisé, chaque élément focal (simple ou composé) de l'ensemble 2^{θ} possède une masse allouée par chaque source (ou hypothèse simple) θ_i . Le calcul de la masse globale allouée par toutes les sources pour chaque élément focal (simple ou composé) de l'ensemble 2^{θ} est donné dans l'étape suivante.

5. La masse globale allouée par toutes les sources (toutes les hypothèses simples) pour chaque élément focal (simple ou composé) de l'ensemble 2^θ est déterminée grâce à la règle de fusion de Dempster par la formule suivante :

$$\forall A_j \in 2^{\Theta} \ m_{S_d}^{\Theta} [\underline{x}_s^d] (A_j) = \bigoplus_{i=1}^{n=M} \ m_i^{\Theta} [\underline{x}_s^d] (A_j) = (m_1^{\Theta} \oplus m_2^{\Theta} \oplus \dots \oplus m_M^{\Theta}) [\underline{x}_s^d] (A_j) \cong \frac{(m_1^{\Theta} \circ m_2^{\Theta} \circ \dots \circ m_M^{\Theta}) [\underline{x}_s^d] (A_j)}{1 - K (\underline{x}_s^d)}$$
(Eq.5.29)

Avec : $\forall A_1, A_2, \dots, A_M \in 2^{\Theta}$ $(m_1^{\Theta} \circ m_2^{\Theta} \circ \dots \circ m_M^{\Theta}) [\underline{x}_s^d] (A_j) = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_M = A} m_1^{\Theta} [\underline{x}_s^d] (A_1) m_2^{\Theta} [\underline{x}_s^d] (A_2) \dots m_M^{\Theta} [\underline{x}_s^d] (A_M)$ (Eq.5.30)

 $K(\underline{x}_{s}^{d})$ est le degré de conflit global entre toutes les sources d'information S_{i} . Il représente la masse globale allouée par toutes les sources S_{i} à l'ensemble vide ϕ . Le conflit est calculé pour chaque observation \underline{x}_{s}^{d} de l'image acquise par le capteur S_{d} , par l'équation suivante :

$$\forall A_1, A_2, \dots, A_M \in 2^{\epsilon}$$

$$K(\underline{x}_{s}^{d}) = (m_{1}^{\theta} \circ m_{2}^{\theta} \circ \dots \circ m_{M}^{\theta})[\underline{x}_{s}^{d}](\phi) = \sum_{A_{1} \cap A_{2} \cap \dots \cap A_{M} = \phi} m_{1}^{\theta}[\underline{x}_{s}^{d}](A_{1})m_{2}^{\theta}[\underline{x}_{s}^{d}](A_{2}) \dots m_{M}^{\theta}[\underline{x}_{s}^{d}](A_{M})$$
(Eq.5.31)

Ainsi, une image appelée « image conflit » peut être générée. Cette image fournit une information concernant le degré de conflit entre les différentes sources S_i en chaque site de l'image multispectrale. Dans le cas de quatre classes thématiques, l'approche d'Appriou généralisée est illustrée par le synoptique de la figure V.6. Nous remarquons que la règle de fusion de Dempster intervient à deux niveaux :

- Un premier niveau pour aboutir à la masse combinée d'un élément focal allouée par toutes les hypothèses simples (ou sources) θ_i .

 $\forall A_i \in 2^{\Theta}$

$$m_{S_d}^{\Theta}[\underline{x}_s^d](A_j) = \bigoplus_{i=1}^{n=M} m_i^{\Theta}[\underline{x}_s^d](A_j)$$
(Eq.5.32)

- Un deuxième niveau pour aboutir à la masse combinée d'un élément focal allouée par toutes les sources S_d :

 $\forall A_i \in 2^{\Theta}$

$$m_c^{\theta}\left[\underline{x_s}\right](A_j) = \bigoplus_{d=1}^n m_{\mathcal{S}_d}^{\theta}\left[\underline{x}_s^d\right](A_j)$$
(Eq.5.33)



FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES :



4. Fusion évidentielle de classification multi-capteurs

Comme illustré par la figures III.2, dans le cas de données multi-sources, on procède de la manière suivante :

1. Les données issues des deux capteurs sont considérées séparément pour l'estimation des fonctions de masse élémentaires grâce à l'approche d'Appriou généralisée.

L'application de la règle de fusion de Dempster donne :

- Les masses allouées par la source d'acquisition S_1 :

 $\forall A_i \in 2^{\Theta}$

$$m_{S_1}^{\theta}[\underline{x}_{S}^{1}](A_j) = \bigoplus_{i=1}^{M=6} m_i^{\theta}[\underline{x}_{S}^{1}](A_j)$$
(Eq.5.34)

- Les masses allouées par la source d'acquisition S_2 :

 $\forall A_i \in 2^{\Theta}$

$$m_{S_2}^{\varTheta}[\underline{x}_s^2](A_j) = \bigoplus_{i=1}^{M=6} m_i^{\varTheta}[\underline{x}_s^2](A_j)$$
(Eq.5.35)

2. Les masses allouées par les sources S_1 et S_2 sont combinées pour trouver la masse multi-capteurs allouée simultanément par ces sources

L'application de la règle de fusion de Dempster donne :

$$\forall A_{j} \in 2^{\Theta} \ m_{c}^{\Theta} \left[\underline{x_{s}} \right] (A_{j}) = \bigoplus_{d=1}^{2} m_{S_{d}}^{\Theta} \left[\underline{x_{s}}^{d} \right] (A_{j}) = m_{S_{1}}^{\Theta} \left[\underline{x_{s}}^{2} \right] (A_{j}) \oplus m_{S_{2}}^{\Theta} \left[\underline{x_{s}}^{2} \right] (A_{j}) = \frac{m_{S_{1}}^{\Theta} \left[\underline{x_{s}}^{2} \right] (A_{j}) \circ m_{S_{2}}^{\Theta} \left[\underline{x_{s}}^{2} \right] (A_{j})}{1 - \kappa \left(\underline{x_{s}} \right)} = \frac{\sum_{A_{1} \cap A_{2} = A_{j}} m_{S_{1}}^{\Theta} \left[\underline{x_{s}}^{2} \right] (A_{1}) \cdot m_{S_{2}}^{\Theta} \left[\underline{x_{s}}^{2} \right] (A_{2})}{1 - \kappa \left(\underline{x_{s}} \right)} \ \forall A_{1}, A_{2} \in 2^{\Theta}$$
 (Eq.5.36)

 $K(\underline{x_s})$ est le degré de conflit entre les deux sources d'acquisition S_1 et S_2 . Il est donné pour chaque observation $\underline{x_s}$ comme suit :

$$K\left(\underline{x_s}\right) = \sum_{A_1 \cap A_2 = \emptyset} m_{\mathcal{S}_1}^{\theta} [\underline{x}_s^1](A_1) \cdot m_{\mathcal{S}_2}^{\theta} [\underline{x}_s^2](A_2) \ \forall A_1, A_2 \in 2^{\theta}$$
(Eq.5.37)

A partir de la fonction de masse combinée multi-capteurs de chaque élément focal $A_2 \in 2^{\theta}$, la fonction de crédibilité multi-capteurs est calculée comme suit :

$$\forall A_j \in 2^{\Theta}, Bel_c^{\Theta}[\underline{x}_s](A_j) = \sum_{A_i \subseteq A_j} m_c^{\Theta}[\underline{x}_s](A_i)$$
(Eq.5.38)

La règle de décision de maximum de crédibilité est appliquée en considérant le conflit multisources. La carte d'occupation de sol qui va être générée est constituée de classes simples contenant des pixels dont la classe d'appartenance est jugée la même par toutes les sources d'acquisition, et de classes composées contenant des pixels dont la classe d'appartenance est jugée ambiguë et confuse par toutes les sources d'acquisition, par conséquent, elle ne peut être une seule classe simple, mais une union de classes simples.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné des définitions sur les différentes architectures de fusion, et nous avons approfondi l'étude de la fusion de décision. Un état de l'art sur différentes applications dans cette discipline est exposé.

Nous avons présenté, dans un premier temps, la notion du vote majoritaire qui est la méthode la plus simple pour combiner les inférences ; chaque classe inférée correspond à un vote unique et la classe choisie après fusion est la classe la plus votée. Les notions fondamentales de la théorie des croyances de Dempster Shafer, sont présentées dans ce chapitre, ainsi que les fonctions directement ou indirectement explicites, pour la description de l'information de l'image sous forme de masses élémentaires. Nous nous sommes intéressés aux fonctions de masses estimées à travers le modèle d'Appriou généralisé au cas multi-classes.

Dans le chapitre qui suit, nous présentons les démarches de notre contribution, basée sur une étude comparative des deux approches présentées dans ce présent chapitre, afin de trouver des solutions optimales, pour l'amélioration de l'analyse des scènes urbaines.

Chapitre VI

1. Introduction

Les méthodes de fusion de données multi-sources ont émergé comme méthodologie puissante pour améliorer les performances de la classification [31]. Différentes sources peuvent fournir des données complémentaires, et la fusion des informations provenant de différentes sources peuvent produire une meilleure compréhension du site observé, ce qui est impossible avec un seul capteur [43] [31]. La fusion au niveau de décision allie les sorties des classifications préliminaires.

La capacité à fusionner différents types de données provenant de différents capteurs, et l'indépendance à des erreurs dans l'étape du recalage des données, et la précision de ses méthodes de fusion, pourrait être mentionnée comme des avantages des méthodes de fusion au niveau de décision par rapport à d'autres niveau de fusion [219] [220].

Ce chapitre décrit notre approche pour la fusion des données multispectrales et panchromatiques, basées sur un système de fusion de décision. Une stratégie d'extraction de caractéristiques est appliquée sur l'ensemble de données pour générer plus de caractéristiques.

Une classification supervisée est exécutée sur les espaces de caractéristiques de chaque ensemble de données. Enfin, une démarche comparative de fusion de décision basée sur la théorie des croyances, et le vote majoritaire afin de fusionner les sorties des classifieurs.

2. La Signatures Spectrales

Distinguer les objets ou les caractéristiques à partir des images satellites de basse résolution est une tâche difficile. Dans ces cas, les mesures spectrales sont utilisées afin de différentier les objets au sol. Les mesures spectrales sont calculées en termes de signatures spectrales.

Chaque surface possède ainsi une signature spectrale ; quantité d'énergie émise ou réfléchie en fonction de la longueur d'onde, qui lui est propre et qui permettra son identification sur les images satellitaires. La figure ci-dessous présente la signature spectrale des principales surfaces naturelles [178].



Figure VI.1 Réflectance de l'eau, du sol et de la végétation dans différentes longueurs d'ondes.

A partir de la signature spectrale nous avons une connaissance précise de la façon dont le signal est formé et acquis. Par conséquent, plusieurs caractéristiques physiques peuvent être extraites à partir du spectre avant d'appliquer un algorithme d'apprentissage, cela améliore généralement ses performances.

2.1 Les indices spectraux et Extraction de caractéristiques spectrales

Les indices spectraux sont des combinaisons paramétriques simples de plusieurs bandes spectrales. Beaucoup de ces indices sont largement utilisés dans la télédétection, car ils reposent sur des propriétés physiques simples. Leur simplicité s'est avérée souhaitable pour de nombreuses applications en cartographie.

L'utilisation des indices spectraux peut normaliser les effets de l'illumination différente des caractéristiques, et ainsi aider à l'extraction de ces caractéristiques dans une zone. Les ratios ou les indices multispectraux du proche infrarouge à des bandes visibles, peuvent améliorer les différences de radiance entre les sols et la végétation [178].

3. L'analyse quantitative - Classification

L'interprétation par ordinateur des images de télédétection se réfère à l'analyse quantitative en raison de sa capacité à identifier les pixels en fonction de leurs propriétés numériques, et en raison de sa capacité de comptage de pixels pour les estimations de région. Elle est aussi généralement appelé classification, une méthode par laquelle des labels peuvent être attribués à des pixels en raison de leur caractère spectral. Cette labellisation est réalisée par ordinateur par apprentissage au préalable, pour reconnaître des pixels présentant des similitudes spectrales.

Dans un premier temps, il est nécessaire de mettre au point un modèle pour représenter des données d'images de télédétection multispectrales, sous une forme prête à l'élaboration de procédures analytiques [177].

3.1 **Espace Multispectral et Classes spectrales**

VI

Les moyens les plus efficaces par lesquels les données multispectrales peuvent être représentées en vue de formuler des algorithmes pour l'analyse quantitative, sont de les tracer dans un espace de motif, ou espace vectoriel multispectral, avec autant de dimensions qu'il y a de composantes spectrales. Dans cet espace, chaque pixel d'une image est tracé comme point de coordonnées données par la valeur de luminosité du pixel dans chaque composant. Dans un espace multispectral chaque classe d'information est considérée comme composée de plusieurs classes spectrales [177].

Dans de nombreux cas, les classes d'informations d'intérêt ne constituent pas des clusters distincts ou des groupes de clusters, mais font partie d'une continuité des données dans l'espace multispectral. Dans le contexte de l'approche la plus couramment adoptée pour la classification, basée sur des modèles statistiques, les classes spectrales seront considérées comme des distributions de probabilité uni-modales, et les classes d'information comme des distributions multimodales possibles. Ces dernières doivent être résolues en ensembles de modes individuels pour la convenance et la précision de l'analyse [177].

4. Analyse quantitative par reconnaissance de forme

4.1 **Classification des pixels**

Il existe deux grandes catégories de procédure de classification et chacune trouve son application dans l'analyse des données des images de télédétection, l'une est dénommée classification supervisé et l'autre classification non supervisée. Celles-ci peuvent être utilisées comme des approches alternatives mais elles sont souvent combinées dans des méthodes hybrides [180] [177].

4.2 **Classification non supervisée**

La classification non supervisée est réalisée le plus souvent en utilisant des méthodes de clustering. Ces procédures peuvent être utilisées pour déterminer le nombre et l'emplacement des classes spectrales, dans lesquelles les données sont affectées pour déterminer la classe spectrale de chaque pixel.

Les procédures de clustering sont généralement coûteuses en calcul mais elles sont le cœur de l'analyse des images de télédétection [180] [177]. Deux principales approches de classification non supervisée dans la cartographie se trouvent dans la littérature: les méthodes de partitionnement, qui sont des techniques qui divisent l'espace de caractéristiques dans des régions distinctes, et les méthodes hiérarchiques, qui renvoient une description hiérarchique des données sous la forme d'un arbre.

Les méthodes de partitionnement sont les plus étudiés en télédétection ; la classification floue a été utilisée en conjonction avec des algorithmes d'optimisation pour regrouper les régions d'occupation du sol dans [193] et [194]. Cette approche est étendue à l'optimisation multi-

CHAPITREFUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTEVIRESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES :
APPROCHE

objective dans [195], où deux fonctions objectives opposées favorisant le partitionnement global et local ont été utilisées pour améliorer la régularisation contextuelle.

D'autres stratégies de régularisation comprennent la fusion de l'information multi-source [196] [197], ou le regroupement basé sur des règles [198]. Dans [199], les auteurs appliquent une technique de régularisation du résultat des SVM par le vote majoritaire entre la méthode supervisé et non supervisée.

Les méthodes hiérarchiques regroupent les données des échantillons, itérativement en fonction de leur similarité, généralement en utilisant une distance euclidienne. La pertinence de cet ensemble d'algorithmes a été rapportée dans une variété d'applications en télédétection, y compris la délimitation des régions climatiques [200], la caractérisation des habitats forestiers [201], l'identification de la couverture de neige [202].

Pour des traitements plus spécifiques de segmentation d'image, la cohérence spatiale des segments est cruciale. Par conséquent, les contraintes contextuelles ont été incluses dans des algorithmes de base. A titre d'exemple, les méthodes restreintes en plusieurs étapes sont proposées dans [203] et [204], afin d'appliquer une segmentation par croissance de région pour assurer la contiguïté spatiale des segments, puis une fusion des segments les plus similaires est effectuée. La segmentation par la méthode Watershed sur des résolutions différentes est proposée dans [205], où elle est utilisée en conjonction avec le partitionnement floue pour tenir compte de la connexité des segments.

4.3 Classification supervisée

L'approche de classification supervisée des pixels, nécessite la sélection de l'utilisateur, des données d'apprentissage représentatives pour chaque classe prédéfini. La performance de classification est très dépendante de la façon dont l'utilisateur est capable de modéliser la distribution de la classe cible. Une classification statistique supervisée peut être effectuée par les trois étapes suivantes:

- Définir le nombre et la nature des classes d'information, et recueillir des données d'apprentissage suffisantes et représentatives pour chaque classe,
- Estimer les paramètres statistiques nécessaires à partir des données d'apprentissage, et
- Utiliser une règle de décision appropriée.

Bien que la sélection des données d'apprentissage puisse être fastidieuse, elle est nécessaire car généralement elle donne des définitions de classes plus précises et une plus grande précision [180].

CHAPITREFUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTEVIRESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES :
APPROCHE

Parmi les plus usitées, nous pouvons citer l'analyse discriminante linéaire (LDA), les modèles non paramétriques, capables d'adapter la distribution observée des données de grande dimensionnalité [180]. Les arbres de décision [181] [182], les réseaux de neurones [183] [184] [185], et les SVM (Support Vector Machines) [186] [187], sont devenues des normes pour la classification des images.

Les méthodes de noyau sont les classificateurs les plus étudiés ; fusion des stratégies de classifications [188] [189], les combinaisons de noyaux à partir de différentes sources d'informations [190] [191], ou la pondération spectrale [192], sont devenues les principales approches dans la recherche dans le domaine de la classification des images de télédétection.

La classification d'image très haute résolution dans des zones urbaines est un défi, car le milieu urbain est d'une grande diversité et complexité. En particulier, la géométrie et le contexte des objets urbain qui peuvent être récupérés, sont indispensables pour tenir compte des différentes occupations du sol qui sont constituées par le même matériau, et par conséquent ont le même comportement spectral au niveau des pixels, mais peuvent varier en fonction de leur contexte.

Dans [180], les auteurs mènent une recherche comparative de cinq méthodes de classification supervisées dans un environnement urbain ; l'analyse discriminante linéaire (LDA), arbre de classification standard, k plus proches voisins, SVM, et le perceptron multicouche. L'étude est expérimentées sur deux images QuickBird de quartier résidentiel en Suisse, et ont une résolution spatiale de 2,4m.

Pour améliorer les performances de la classification, des classes semblables comme les routes et parking, et les différents espaces verts, un filtre morphologique d'extraction de caractéristiques a été appliqué, avant l'apprentissage des classificateurs. Les résultats montrent des performances excellentes pour la méthode SVM, une bonne performance pour *k*-plus proches voisins, et des mauvaises performances pour la LDA.

5. Méthodologie de l'approche proposée

VT

Le schéma ci-dessous illustre les différentes étapes de notre démarche :



Figure VI.2 La méthode de fusion de donnée proposée.

Cette figure, décrit notre approche pour la fusion des informations panchromatiques et multispectrales. Pour générer plus d'information pertinente pour la classification, une stratégie d'extraction de caractéristiques radiométrique est appliquée sur les données multispectrales.

Une classification SVM est utilisée, comme une stratégie de classification supervisée sur les espaces de caractéristiques des données multispectrales, et sur l'image panchromatique.

Deux stratégies de fusion de décisions, sont utilisées et comparées, pour faire combiner les résultats de classifications.

5.1 Phase 1: Extraction de caractéristiques

L'étape principale du processus de classification, sur les données multispectrales, est l'extraction d'informations utiles pour distinguer entre les différents objets.

Nous avons exploité quatre types d'indice radiométrique, de végétation, de sol, de d'eau, et de bâti.

Les indices radiométriques pour l'extraction des caractéristiques des données multispectrales, sont répertoriés dans le Tableau VI.1.

Indices Radiométrique	Formulation
Normalised Difference Vegetation	NDVI=(NIR - Red) / (NIR+Red)
Index	
Brightness Index	$BI_2 = \sqrt{Green^2 + Red^2 + NIR^2}$
Index Surfaces Duilt	ICU - a h*Dad/NID
Index Surfaces Built	$ISU = a - b \cdot Rea / NIR$
Normalized Difference Water Index	$NDWI_2 = (Green-NIR)/(Green+NIR)$

Tableau VI.1 Caractéristiques spectrales extraites de l'image multispectrale.

La réflectance de la végétation se caractérise principalement par sa différence de valeur entre le rouge et du proche infrarouge. Cette transition résulte de la forte diffusion des feuilles, qui entraîne une réflectance élevée dans le proche infrarouge. Et résulte de l'absorption chlorophyllienne, qui provoque une faible réflectance dans le rouge.

Cette caractéristique est en lien avec les pigments chlorophylliens et donc la verdeur des plantes. Des combinaisons de réflectance ont été créées pour caractériser la végétation.

Un des plus anciens et des plus connus est le NDVI ou Normalised Difference Vegetation Index [232]. Cet indice nous permet de sélectionner des pixels de végétation.

L'indice de luminosité du sol, ou Brightness Index (BI), est un indice qui augmente le facteur de réflexion du sol nu, et fait un meilleur contraste visuel entre les sols et les limites de la végétation [233].

L'indice de Surfaces Bâties, ou Index Surfaces Built (ISU) [231]. Le développement de cet indice a été basé sur la réponse spectrale unique des terres bâties, il est calculé en utilisant la bande rouge, et la bande du proche infrarouge.

McFeeters [234], a proposé la formule de l'indice d'eau, ou Normalized Difference Water Index (NDWI) pour délimiter les caractéristiques d'eau. Cet indice maximise la réflectance de l'eau, en utilisant la bande du vert, et minimise la faible réflectance du NIR, par les caractéristiques de l'eau, tout en tirant parti de la forte réflectance du NIR par la végétation et les caractéristiques du sol.

La figure VI.3, présente les résultats d'extraction de caractéristiques des différents indices radiométriques exposés ci-dessus.

CHAPITRE VI

FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : APPROCHE



Figure VI.3 Extraction de caractéristiques radiométriques sur l'image Panchromatique et Multispecrale et le résultat NDVI, BI₂, ISU, NDWI₂ (par ordre de gauche à droite à, de haut en bas.

5.2 Phase 2 : Classification supervisée

Un système de classification supervisé, pour la classification des informations panchromatiques, et des caractéristiques multispectrales, est donné dans cette phase de traitement.

L'une des méthodes les plus populaires de classification est SVM, définis par Vapnik [235]. La popularité des méthodes SVM, provient du fait qu'elle repose sur l'application d'algorithmes de recherche de règles de décision linéaires ("hyperplan séparateur"). Cette recherche s'effectuant dans un espace de caractéristiques, par une transformation Φ non linéaire.

Une description détaillée du concept général du SVM est donnée par Burges [236], et Schölkopf et Smola [237].

Les techniques SVM, font appel à une fonction implicite Φ , transformant l'espace d'entrée $X \in \mathbb{R}^d$ en un espace hilbertien H, $\langle ., . \rangle$ de plus grande dimension.

L'apprentissage s'effectue à partir du modèle ($\Phi(X)$, Y), dans l'espace H, dans lequel les données soient davantage linéairement séparables.

Du point de vue pratique, il convient de noter que le calcul des projections $\Phi(X)$, n'est pas utilisé dans la méthode, seuls les produits scalaires $\langle \Phi(x), \Phi(x') \rangle$, $(x, x') \in X^2$ sont requis. Or, ceux-ci sont donnés par un noyau *K*, via la relation suivante :

$$K(x, x') = \langle \Phi(x), \Phi(x') \rangle$$
 (Eq. 6.1)

On doit sélectionner un noyau, et d'autres paramètres, parmi plusieurs choix possibles. Dans les systèmes d'apprentissage, le noyau RBF ou, noyau à fonctions de base radiales gaussiennes (ou Gaussian Radial Basis Function kernel), est un noyau très populaire et couramment utilisé dans la classification SVM [238].

Le noyau RBF sur deux échantillons x et x', représenté comme vecteurs de caractéristique dans un espace donné, est définie comme suit [239]:

$$K(x - x') = \exp(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2})$$
 (Eq. 6.2)

Le paramètre $||x - x'||^2$, est la distance euclidienne au carré, entre les deux vecteurs de caractéristiques. σ est un paramètre libre. D'une manière équivalente et simple, nous pouvons appliqué le paramètre λ , où $\lambda = \frac{1}{2\sigma^2}$, l'équation ainsi s'écrit :

$$K(x - x') = \exp(-\lambda ||x - x'||^2)$$
 (Eq. 6.3)

Une analyse comparative des techniques de classification a été réalisée dans [240]. Les méthodes de classification non supervisées : *K*-Means, et Mean Shift, et supervisées : Feed

CHAPITREFUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTEVIRESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES :
APPROCHE

Forward Neural Net, RBF, SVM, sont testées et comparées sur des scènes urbaines, à partir d'images aériennes et LiDAR. Les auteurs concluent que les méthodes RBF supervisées produisent un meilleur résultat.

Actuellement, le noyau RBF est plus utilisé que les noyaux polynômiaux, qui projettent les données dans un espace de dimension infini [238].

Nous avons appliqué la classification SVM avec le noyau RBF, pour chaque espace de caractéristiques produit dans la première phase, et sur l'image Panchromatique. La figure suivante illustre les résultats de cette phase de classification.



Figure VI.4 Base d'entraînement de classification.

Bâtiment 🗖 Bâtiment Administratif 🗖 Arbres 🗖 Routes 📒 Sol 📁 Eau

FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : APPROCHE



Figure VI.5 Carte de classification de l'ensemble de données, NDVI, BI₂, ISU, NDWI₂ l'image panchromatique, et l'mage multispectrale (par ordre de gauche à droite, de haut en bas).

Bâtiment 🗖 Bâtiment Administratif 🗖 Arbres 🗖 Routes 👘 Sol 👘 Eau

5.3 Phase 3 : Fusion de décision

La fusion de décision ou au niveau de décision, consiste à combiner des informations à un niveau plus élevé d'abstraction. Dans ce niveau de fusion, les images sont traitées individuellement, pour l'extraction de l'information. L'information obtenue est combinée en utilisant des méthodes de fusion de décision, pour produire une décision finale [42].

Nous appliquons les deux techniques de fusion de décision, étudiées dans le chapitre précédent : le Vote Majoritaire (Majority Voting data fusion), et la fusion de données Dempster Shafer.

CHAPITRE FUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTE VI RESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES : APPROCHE

La figure ci-dessous présente les résultats obtenus dans cette phase de traitement.





Bâtiment 🗖 Bâtiment Administratif 🗖 Arbres 🗖 Routes 👘 Sol 👘 Eau

6. Estimation de la précision de classification

La classification n'est complète que jusqu'à ce que son exactitude soit évaluée. Dans ce contexte, l'exactitude signifie le degré de concordance entre les labels attribués par les affectations des classificateurs et des classes sur la base de données collectées par l'utilisateur, connue sous le nom des données de test.

Les données de base ne représentent pas nécessairement la réalité, en raison des erreurs d'observation, le positionnement erroné des données de test, les différences causées par les
CHAPITREFUSION DE DECISION DES DONNEES SATELLITAIRE HAUTEVIRESOLUTION POUR L'ANALYSE DES SCENES URBAINES :
APPROCHE

changements de la couverture terrestre entre le moment de l'observation et la date de l'imagerie, et ainsi de suite. [180]

L'outil le plus utilisé pour l'évaluation de la précision de la classification est en termes d'une matrice de confusion (ou erreur). Une matrice de confusion est une matrice carrée de dimension $n \times n$, où *n* est le nombre de classes. La matrice montre la relation entre deux échantillons de mesures prises à partir de la zone qui a été classée.

Le premier ensemble représente des données de test qui ont été collectées. Le second échantillon est constitué par les labels des pixels affectés par le classificateur, qui correspondent aux points de données de test. Les colonnes d'une matrice de confusion représentent des données d'essai, tandis que lignes représentent les labels affectées par le classificateur.

Les principaux éléments diagonaux de la matrice de confusion, représentent le nombre de pixels qui sont donnés par la même identification, les données d'essai et le classificateur, et ceux-ci sont au nombre de pixels qui sont considérés comme étant correctement classées.

Plusieurs indices de précision de la classification peuvent être dérivés de la matrice de confusion. La précision globale ou Overall Accuracy (OA), est obtenue en divisant la somme des principaux éléments diagonaux de la matrice de confusion par le nombre total d'échantillons [180].

Cet indice globale traite les classes comme un ensemble, et ne fournit pas d'informations spécifiques sur l'exactitude de chaque classe, pas plus qu'ils ne se rapportent à la répartition spatiale des erreurs. En outre, le résultat global peut être trompeur.

Par exemple, si une image est classée en deux classes, et la première classe couvre 90% de la zone d'image, alors nous pouvons tout simplement classer l'ensemble de l'image comme une classe, et d'obtenir une précision de classification globale de 90%. Bien que l'exemple cidessus soit un cas extrême, il souligne l'inconvénient potentiel de l'utilisation de la précision globale de classification en tant que mesure pour évaluer la performance de classification.

Le coefficient Kappa utilise toutes les informations contenues dans la matrice de confusion. Foody suggère une formulation de coefficient Kappa [241] :

$$\hat{k} = \frac{N\sum_{i=1}^{r} x_{ii} - \sum_{i=1}^{r} (x_{i+} - x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{r} (x_{i+} + x_{+i})}$$
(Eq. 6.4)

Dans cette équation, k est le coefficient Kappa, r est le nombre de colonnes (et lignes) dans une matrice de confusion, x_{ii} est l'entrée (i, i) de la matrice de confusion, x_{i+} et x + I sont les totaux marginaux de ligne i et la colonne j, respectivement, et N est le nombre total d'observations. Pour des raisons de calcul, la forme suivante est souvent utilisée [223]:

$$\hat{k} = \frac{\theta_1 - \theta_2}{1 - \theta_2} \tag{Eq. 6.5}$$

Où :

$$\theta_1 = \sum_{i=1}^r \frac{x_{ii}}{N} \tag{Eq. 6.6}$$

Et:

$$\theta_1 = \sum_{i=1}^r \frac{x_{i+}x_{+i}}{N^2}$$
(Eq. 6.7)

Le coefficient Kappa k ne prend pas seulement les entrées principales diagonales, mais aussi les entrées hors diagonale, en considération. Plus la valeur du coefficient Kappa est grande plus la performance de la classification est améliorée. Si toutes les classes d'information sont correctement identifiées, Le coefficient Kappa est égal à la valeur 1. Comme les valeurs des entrées hors diagonale s'accroissent, la valeur de Kappa diminue.

7. Discussion et conclusion

La première étape de notre méthodologie a été conçue pour produire l'extraction de caractéristiques radiométriques sur les données multispectrales. Les caractéristiques radiométriques extraites à partir de ces données, sont répertoriées dans le tableau VI.2. Ces caractéristiques produisent plus d'informations spectrales pertinentes pour la classification (voir Figure VI.3).

Après l'extraction de caractéristiques, nous avons entamé la phase de classification supervisée. Nous avons appliqué la classification SVM avec le noyau RBF, sur l'ensemble de données multispectrales, et sur l'image panchromatique.

Après la classification des ensembles de données, la technique de vote majoritaire est appliquée comme approche de fusion de classifications. De la même façon, nous avons appliqué la technique Dempster Shafer, afin de comparer les résultats des deux méthodes de fusion de classifications.

La fusion en utilisant le modèle SVM a permis de générer de nouvelles classes spectrales non discernables sur la haute et sur la basse résolution spatiale, d'où l'obtention de cartes d'occupation de sol plus riche en information spectrale et spatiale.

Les résultats de la fusion de décision sont plus riches en informations spectrales et spatiales par rapport aux résultats fournis par la classification supervisée qui présentent dans les images de basses résolutions un phénomène de zonage apparent. D'un autre côté, certaines régions à variance élevée sont mieux discriminées par le modèle de fusion proposée.

Le tableau suivant, représente la précision globale (Over Accuracy : OA) et le coefficient kappa (Kappa coefficient) des différentes stratégies de fusion des classifications des données multispectrales et panchromatiques.

Mesure	Panchromatique	Multispectral	Majority Voting	Dempster Shafer
OA	59.1%	60.3%	88.6%	94.7%
Kappa	57.4%	58.7%	87.2%	91.8%

Tableau VI.2 Résultats de la stratégie de fusion appliquée.

Nous observons à partir du tableau VI.2 que la stratégie de fusion préposée présente une meilleure précision, avec un OA de 94,7% avec la technique Dempster Shafer, qui a amélioré la précision de la classification SVM sur les données panchromatiques et multispectrales jusqu'à 35,6 et 34,4%, respectivement.

L'algorithme Majority Voting (MV) est également très efficace, cependant, l'amélioration atteinte avec la technique de vote majoritaire est plus faible comparativement à la technique Dempster Shafer, avec une précision globale OA de 88.6%, qui a augmenté de 29,5% par rapport a la classification des données panchromatique, et de 28,3% par rapport au résultat du modèle SVM obtenu à partir des données des caractéristiques multispectrales.



Figure VI.7 Comparaison des résultats de classification.

En analysant ces résultats, nous concluons que la combinaison des informations spatiales des données panchromatiques, et des informations spectrales des données multispectrales à haut niveau d'abstraction par les méthodes de fusion proposées, améliore la précision de la classification, et ainsi, l'analyse de ces scènes.

Le dernier chapitre dresse une conclusion générale, dans la quelle nous discutons les limitations des approches proposées, et des perspectives envisagées dans cette thématique.

Chapitre VII

1. Synthèse

Le thème de notre thèse est l'étude et le développement de méthodologies de fusion et de classification d'images satellitaires multi-sources, pour l'amélioration de l'analyse de scènes urbaines. L'objectif de cette recherche, est l'amélioration de la cartographie de l'occupation du sol qui constitue une composante intégrale dans le processus de gestion des ressources.

Dans la première partie de notre étude, nous nous sommes intéressés à l'amélioration de l'analyse des routes dans les zones urbaines. Une étude comparative des méthodes de fusion, les plus couramment utilisées dans le domaine de la télédétection, à savoir la méthode IHS, ACP, Brovey, la transformée en ondelettes, et la méthode Bayésienne, ont été présentées. Dans ce sens, nous nous sommes focalisés sur l'approche probabiliste Bayésienne, basée sur la théorie des probabilités associées à la théorie de décision Bayésienne.

Notre première contribution intervient dans l'amélioration de l'extraction de la voirie urbaine. Une méthodologie de fusion de données basée sur la fusion Bayésienne a été proposée. L'objectif était l'amélioration de la résolution spatiale de l'image multispectrale, en injectant l'information spatiale de l'image panchromatique par le processus de fusion de données Bayésienne, et permet ainsi d'extraire les routes avec une meilleure précision spatiale. Le filtrage Mean-Shift a été adopté pour la réduction de l'apparence des objets qui interagissent avec la route. L'évaluation quantitative des résultats d'extraction sur les zones étudiées, a démontré que le taux de l'extraction a augmenté de plus de 50% par rapport aux taux d'extraction à partir d'une seule source de données, donnant un résultat de plus de 91% d'exactitude, confirmant ainsi le mérite de l'approche proposée.

Les résultats fournis par la mise en œuvre de la fusion de données Bayésienne sont prometteurs par rapport aux méthodes comparatives étudiées dans cette recherche. En effet, les résultats des corrélations calculés démontrent que les couleurs ont été mieux préservées par la méthode de fusion de données Bayésienne, et il y avait moins d'artefacts dans les images fusionnées par rapport aux autres méthodes telles que la transformée en ondelettes.

Il a été démontré que les sources d'information peuvent être associées à une incertitude variée, de sorte qu'il existe une distinction entre l'incertitude associée aux sources d'informations en termes de la forme de la distribution conditionnelle, et la fiabilité des sources elles-mêmes en termes de la qualité de l'information. Par exemple, si nous voulons fusionner un ensemble de données existantes qui contient 90% d'erreurs avec un second ensemble qui ne contient que 10%, la contribution de la première carte au résultat final devrait être plutôt mineure par rapport à la contribution de la seconde.

Cependant, dans le chapitre III nous mentionnons la possibilité de pondérer les sources d'information afin que la crédibilité accordée à chacune de ces sources puisse être prise en compte dans le processus de fusion. Cette idée a été appliquée avec succès afin de proposer un algorithme de fusion d'image adaptable à la diversité et la complexité des zones urbaines.

En effet, il a été démontré dans ce chapitre qu'une des caractéristiques les plus intéressantes de la fusion de données Bayésienne est sa capacité à utiliser ce paramètre de pondération en option, pour équilibrer l'information spectrale et spatiale, améliorant ainsi la polyvalence de la méthode en fonction du contexte, et permettre de régler les résultats finaux à ses propres objectifs, et suivant la zone étudiée, à savoir la préservation de l'information spectrale par rapport à des détails spatiaux plus élevées. Cependant, bien que cette idée soit très prometteuse, la question est de savoir comment estimer de manière efficace ces paramètres de pondération.

Dans la deuxième partie de cette thèse, nous nous sommes intéressés à la fusion de décision, qui consiste à combiner des informations à un niveau plus élevé d'abstraction. Dans ce niveau de fusion, les images sont traitées individuellement, afin d'extraire les informations pertinentes de chaque image. Une stratégie d'extraction de caractéristiques basée sur les ratios multispectraux est appliquée sur les données multispectrales, pour générer plus de caractéristiques. Par la suite, une classification supervisée est exécutée sur les espaces de caractéristiques de chaque ensemble de données. Dans cette deuxième contribution, nous nous sommes intéressés à la fusion de décision en étudiant deux approches distinctes, à savoir la fusion de données par le vote majoritaire, et la fusion de données par la théorie de l'évidence, afin de combiner les décisions à partir des données panchromatiques et multispectrales.

L'avantage principal de la méthode du vote majoritaire est sa facilité d'implémentation. A titre de comparaison, les performances des deux méthodes de combinaison basées respectivement sur la règle de vote majoritaire et sur la théorie des croyances, permettent d'améliorer les performances des classifieurs en termes de pourcentage de précision et de valeur du coefficient kappa.

D'autre part, la méthode de la théorie de Dempster-Shafer proposée pour la fusion des décisions a surpassé la méthode du Vote Majoritaire. Les résultats montrent le degré significatif de l'amélioration, ce qui démontre que les approches proposées de fusion de classifieurs sont des approches efficaces pour la fusion Multi-Sources dans notre cas d'études.

L'évaluation de la fusion de décision basée sur la théorie des croyances, et le vote majoritaire, a montré que la précision de la classification SVM sur les données panchromatiques et multispectrales a été améliorée de 35,6% et de 34,4% respectivement avec la technique Dempster-Shafer; et de 29,5% et 28,3% respectivement, avec un succès de 94.7% de précision globale avec la théorie de Dempster-Shafer.

2. Discussion des limitations

D'après toutes les expériences que nous avons effectuées ainsi que les méthodes que nous avons implémentées, le choix de celles-ci dépend essentiellement de la résolution des images utilisées, et cela revient principalement à l'environnement étudié qui est le milieu urbain caractérisé par sa complexité.

La vitesse d'exécution de la fusion de données Bayésienne est plus rapide comparativement à l'approche basée sur la transformée en ondelettes lorsque l'optimisation est utilisée pour le paramètre de pondération ; mais cette optimisation n'a pas été idéale dans notre analyse des routes avec d'autres zones étudiées. La plus grande partie du temps consacré dans le choix du paramètre de pondération du processus de la fusion de données, est l'optimisation de ce facteur ; car ce paramètre d'équilibre entre les données panchromatiques et multispectrales n'a été confirmé qu'après l'évaluation quantitative des taux d'extraction de routes.

La qualité d'un produit de fusion est une fonction qui dépend de l'échelle, mais aussi de la quantité d'information à injecter dans les modalités multispectrales. Des travaux supplémentaires sont nécessaires pour prédire la quantité d'information à injecter pour une image donnée.

Les notions fondamentales de la théorie évidentielle ou la théorie des croyances de Dempster-Shafer, ont été discutées dans la deuxième partie de cette thèse, ainsi que les fonctions de description de l'information de l'image sous forme de masses élémentaires. Nous avons retenu les fonctions de masses estimées à travers le modèle d'Appriou généralisé au cas multiclasses. Ce modèle a été choisi, du fait qu'il est cohérent avec l'approche probabiliste Bayesienne pour le cas des connaissances parfaites. Les fonctions de masse ont été estimées directement à partir des probabilités Bayésiennes.

Pour intégrer l'imprécision dans le processus de fusion de classifications, nous avons introduit la notion de conflit dans la règle de décision de maximum de crédibilité. Mais, le choix d'un seuil de conflit adéquat pour toutes les classes, reste toujours un problème délicat à résoudre. Il serait judicieux de déterminer ce seuil d'une manière automatique en fonction de la variabilité de chaque classe.

3. Perspectives

A partir des limites abordées, une coopération des méthodes peut être étudiée afin de bénéficier des avantages de chacune. Ces approches de fusion peuvent être adaptées dans une structure hybride, qui peut être étudiée et paramétriquement optimisée. Afin de rendre notre système plus performant, d'autres voies possibles pour de futurs travaux sont à étudier.

D'autres sources d'informations seront étudiées ; l'information contextuelle spatiale peut être combinée à l'information spectrale via la règle de fusion de Dempster. Une nouvelle approche

CHAPITRE VII CONCLUSION GENERALE

de fusion de données de profondeur et de données optique peut être proposée, pour l'amélioration de l'extraction des caractéristiques en milieu urbain. L'image optique ne doit pas être utilisée pour différencier des objets composés du même matériau, tels que les toits et les routes. D'autre part, les données LiDAR seules par exemple, ne peuvent pas être utilisées pour séparer des objets avec la même élévation. Différentes sources de données de télédétection peuvent être étudiées pour surmonter les faiblesses de chaque source de données.

Une approche de classification hybride peut être introduite afin de faire face aux limites de méthode de classification. Dans la classification hybride d'une image multispectrale, une classification non supervisée peut être effectuée, puis une interprétation des résultats en utilisant la connaissance de la réalité du terrain peut être réalisée. Et enfin, l'image originale est reclassifiée par une classification supervisée à l'aide des statistiques de la classification non supervisée comme une base de connaissance pour l'apprentissage. Cette approche utilise une classification non supervisée en combinaison avec la connaissance de la réalité au sol comme une procédure d'apprentissage complète, et peut fournir donc des résultats plus objectifs et plus fiables.

La théorie de Dempster-Shafer offre un formalisme mathématique puissant pour modeler les croyances et les incertitudes sur des solutions possibles d'un problème donné. L'étude de la théorie de Dezert-Smarandache [214], aura pour but de surmonter les limites de la théorie de Dempster-Shafer, en proposant de nouveaux modèles sous-jacents aux cadres de discernement, afin de mieux s'adapter à la nature des problèmes réels. Ces règles permettront de contourner les problèmes liés à la théorie évidentielle, qui s'appliquent spécialement lorsque les sources à combiner sont très conflictuelles.

- J. R. Jensen, «Urban/suburban land use analysis », Man. Remote Sens., vol. 2, p. 1571– 1666, 1983.
- [2] G. Garry, M. Le Moigne, et J. Goufan, « Environnement et aménagement: 3-L'usage des photographies aériennes », STU-MELTE-DAU, Editions du STU, Paris, 1992.
- [3] J.-P. Donnay, M. Barnsley, et P. A. Longley, «Remote sensing and urban analysis», Taylor and Francis, 2001.
- [4] R. Welch, « Spatial resolution requirements for urban studies », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 3, nº 2, p. 139–146, 1982.
- [5] B. Forster, « Some urban measurements from Landsat data », *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 49, p. 1693–1707, 1983.
- [6] Y. Baudot, « L'influence de la résolution effective des données télédétectées sur les possibilités d'analyse des milieux urbains complexes », Univ. Francoph. Actual. Sci., p. 3–13, 1997.
- [7] P. Aplin, P. M. Atkinson, et P. J. Curran, « Fine spatial resolution satellite sensors for the next decade », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 18, nº 18, p. 3873–3881, 1997.
- [8] L. W. Fritz, «High resolution commercial remote sensing satellites and spatial information systems », *ISPRS Highlights*, vol. 4, nº 2, p. 19–30, 1999.
- [9] J. G. Jones, R. W. Thomas, et P. G. Earwicker, «Multiresolution analysis of remotely imagery », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 51, p. 311–316, 1991.
- [10] F. Ackermann, «Sensor and data integration-The new challenge», Integr. Sens. Orientat. Theory Algorithms Syst., p. 2–10, 1995.
- [11] T. Ranchin et L. Wald, « Comparison of different algorithms for the improvement of the spatial resolution of images », in *Third conference*« *Fusion of Earth data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images »*, 2000, p. 33–41.
- [12] W. J. Carper, « The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data », *Photogramm Eng Remote Sens*, vol. 56, n° 4, p. 457–467, 1990.
- [13] P. Chavez, S. C. Sides, J. A. Anderson, et others, « Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data- Landsat TM and SPOT panchromatic », *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 57, nº 3, p. 295–303, 1991.
- [14] L. Wald, T. Ranchin, et M. Mangolini, « Fusion of satellite images of different spatial resolution: Assessing the quality of resulting images », *Photogramm Eng Remote Sens.*, vol. 63, nº 6, p. 691–699, 1997.

- [15] C. Pohl et J. L. Van Genderen, « Review article multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 19, nº 5, p. 823– 854, 1998.
- [16] M. Lenco, « Étude par télédétection des écosystèmes urbains des grandes agglomérations françaises à l'échelle du 1: 25 000 », Univ. Francoph. Actual. Sci., p. 191–206, 1997.
- [17] G. G. Wilkinson, « A review of current issues in the integration of GIS and remote sensing data », *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 10, nº 1, p. 85–101, 1996.
- [18] M. J. Barnsley et S. L. Barr, « Inferring urban land use from satellite sensor images using kernel-based spatial reclassification », *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 62, n° 8, p. 949–958, 1996.
- [19] T. V. Mesev, P. Longley, et M. Batty, «RS/GIS and the morphology of urban settlements », Spat. Anal. Model. GIS Environ., p. 123–148, 1996.
- [20] J. Zhang et G. M. Foody, «A fuzzy classification of sub-urban land cover from remotely sensed imagery », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 19, nº 14, p. 2721–2738, 1998.
- [21] H. Ebner, D. Fritsch, et C. Heipke, *Digital photogrammetric systems*. Wichmann, 1991.
- [22] F. Wang, «A knowledge-based vision system for detecting land changes at urban fringes », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 31, nº 1, p. 136–145, 1993.
- [23] D. Wang, D.-C. He, L. Wang, et D. Morin, « L'extraction du réseau routier urbain à partir d'images SPOT HRV », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 17, nº 4, p. 827–833, 1996.
- [24] I. Couloigner, « Reconnaissance de formes dans des images de télédétection du milieu urbain », Thèse de Doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 1998.
- [25] F. Muller, J.-P. Donnay, et R. Kaczynski, « Evaluation of high resolution Russian satellite photographs for map revision up to the scale 1: 25,000 », in *Proceedings of the ISPRS Commission IV meeting*, 1994, p. 304–310.
- [26] M. Schram, «IRSELCAD—Remote sensing data for cadastral land consolidation. Geomatics Info Magazine, Vol. 9, pp. 55–59, 1995.
- [27] R. Méaille et L. Wald, « Using geographical information system and satellite imagery within a numerical simulation of regional urban growth », *Int. J. Geogr. Inf. Syst.*, vol. 4, nº 4, p. 445–456, 1990.

- [28] S. K. Pathan *et al.*, « Urban growth trend analysis using GIS techniques—a case study of the Bombay metropolitan region », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 14, nº 17, p. 3169–3179, 1993.
- [29] S. De Bethune, F. Muller, M. Binard, B. Dacre-Wright, E. Schweicher, Et C. Remus, « Adaptive intensity matching filters: A new tool for multi-resolution data fusion. Discussion. Author's reply », in AGARD conference proceedings, 1998.
- [30] C. Collet, « Vers un système d'assistance à l'interprétation d'images numériques de télédétection (IIAO). Colloque international télédétection et géomatique pour la gestion des problèmes environnementaux, 67 e Congrès de l'ACFAS, Ottawa, 10-12 mai 1999.
- [31] B. Bigdeli, F. Samadzadegan, et P. Reinartz, «A decision fusion method based on multiple support vector machine system for fusion of hyperspectral and LIDAR data », *Int. J. Image Data Fusion*, vol. 5, nº 3, p. 196–209, 2014.
- [32] W. Liao, R. Bellens, A. Pižurica, S. Gautama, et W. Philips, «Combining feature fusion and decision fusion for classification of hyperspectral and LiDAR data », in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International*, 2014, p. 1241–1244.
- [33] T. Ranchin et L. Wald, "The wavelet transform for the analysis of remotely sensed images ", Int. J. Remote Sens., vol. 14, nº 3, p. 615–619, 1993.
- [34] L. Wald et T. Ranchin, «Fusion of images and raster-maps of different spatial resolutions by encrustation: an improved approach », *Comput. Environ. Urban Syst.*, vol. 19, nº 2, p. 77–87, 1995.
- [35] T. Ranchin et L. Wald, « Merging SPOT-P and KVR-1000 for updating urban maps », in 26th International Symposium on Remote Sensing of Environment and the 18th Annual Symposium of the Canadian Remote Sensing Society, 1996, p. 401–404.
- [36] F. Rottensteiner, J. Trinder, S. Clode, K. Kubik, et B. Lovell, « Building detection by Dempster-Shafer fusion of LIDAR data and multispectral aerial imagery », in *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, 2004, vol. 2, p. 339–342.
- [37] M. Fauvel, J. Chanussot, et J. A. Benediktsson, « Decision fusion for the classification of urban remote sensing images », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 44, nº 10, p. 2828–2838, 2006.
- [38] L. Wald, « Some terms of reference in data fusion », IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 37, nº 3, p. 1190–1193, 1999.

- [39] B. Jeon et D. A. Landgrebe, « Classification with spatio-temporal interpixel class dependency contexts », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 30, nº 4, p. 663–672, 1992.
- [40] A. Solberg, A. K. Jain, et T. Taxt, « Fusion of multitemporal satellite images and GIS data for land-use classification », in *Proc. of 8th Scandinavian Conference on Image Analysis*, 1993.
- [41] L. Wald, « Data fusion: A conceptual approach for an efficient exploitation of remote sensing images », in 2nd International Conference« Fusion of Earth Data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images », 1998, p. 17–24.
- [42] M. Mangolini, « Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixel en télédétection et photo-interprétation », Thèse de Doctorat, Université de Nice Sophia-Antipolis, 1994.
- [43] C. Pohl et J. L. Van Genderen, « Review article multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 19, nº 5, p. 823– 854, 1998.
- [44] D. Fasbender, J. Radoux, et P. Bogaert, « Bayesian data fusion for adaptable image pansharpening », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 46, nº 6, p. 1847–1857, 2008.
- [45] Virginie AMBERG, « Thèse de doctorat de l'institut national polytechnique de toulouse Spécialité : Signal, Image, Acoustique. Analyse de scènes périurbaines à partir d'images radar haute résolution, Application à l'extraction semi-automat, 2005.
- [46] N. Boichis, J.-M. Viglino, et J.-P. Cocquerez, «Knowledge based system for the automatic extraction of road intersections from aerial images », *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 33, nº B3, p. 27–34, 2000.
- [47] S. Hinz, A. Baumgartner, et H. Ebner, «Modeling contextual knowledge for controlling road extraction in urban areas », in *Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, IEEE/ISPRS Joint Workshop 2001*, 2001, p. 40–44.
- [48] C. Weber, « Images satellitaires et milieu urbain », Paris, Hermes, 1995.
- [49] I. Couloigner et T. Ranchin, « Mapping of urban areas: A multiresolution modeling approach for semi-automatic extraction of streets », *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 66, nº 7, p. 867–874, 2000.
- [50] J. B. Mena, « State of the art on automatic road extraction for GIS update: a novel classification », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 24, nº 16, p. 3037–3058, 2003.

- [51] R. Peteri, T. Ranchin, et I. Couloigner, « A multiresolution modelling approach for semi-automatic extraction of streets: application to high resolution images from the Ikonos satellite », in 21st Annual Symposium of the European-Association-of-Remote-Sensing-Laboratories (EARSel), 2001, p. p–327.
- [52] R. Bonnefon, P. Dhérété, et J. Desachy, «Geographic information system updating using remote sensing images », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 23, nº 9, p. 1073–1083, 2002.
- [53] T. Y. Chiang, Y. H. Hsieh, et W. Lau, *Automatic road extraction from aerial images*. Stanford education, 2001.
- [54] G. Vosselman et J. de Knecht, «Road tracing by profile matching and Kalman filtering », in Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images, Springer, 1995, p. 265–274.
- [55] M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopoulos, «Snakes: Active contour models», Int. J. Comput. Vis., vol. 1, nº 4, p. 321–331, 1988.
- [56] H. Mayer, I. Laptev, A. Baumgartner, et C. Steger, « Automatic road extraction based on multi-scale modeling, context, and snakes », *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 32, nº Part 3, p. 106–113, 1997.
- [57] P. Fua et Y. G. Leclerc, « Model driven edge detection », *Mach. Vis. Appl.*, vol. 3, n° 1, p. 45–56, 1990.
- [58] G. Koutaki et K. Uchimura, « Automatic road extraction based on cross detection in suburb », in *Electronic Imaging 2004*, 2004, p. 337–344.
- [59] I. Laptev, H. Mayer, T. Lindeberg, W. Eckstein, C. Steger, et A. Baumgartner, « Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes », *Mach. Vis. Appl.*, vol. 12, nº 1, p. 23–31, 2000.
- [60] N. Merlet et J. Zerubia, « Classical mechanics and roads detection in SPOT images », Rapport de recherche commun 1889, INRIA, 1993.
- [61] M. A. Fischler, J. M. Tenenbaum, et H. C. Wolf, « Detection of roads and linear structures in low-resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique », *Comput. Graph. Image Process.*, vol. 15, nº 3, p. 201–223, 1981.
- [62] A. Gruen et H. Li, « Road extraction from aerial and satellite images by dynamic programming », *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 50, nº 4, p. 11–20, 1995.
- [63] A. P. Dal Poz, S. Gyftakis, et P. Agouris, «Semiautomatic road extraction: Comparison of methodologies and experiments », in *DC 2000 ASPRS Annual Conference*, 2000.

- [64] V. Amberg, M. Coulon, P. Marthon, et M. Spigai, « Structure extraction from high resolution SAR data on urban areas », in *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2004. IGARSS'04. Proceedings. 2004 IEEE International, 2004, vol. 3, p. 1784–1787.
- [65] L. A. Oddo, P. Doucette, et P. Agouris, «Automated road extraction via the hybridization of self-organization and model based techniques », in *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, 2000. Proceedings. 29th, 2000, p. 32–38.
- [66] J. W. Harris et H. Stocker, « Maximum likelihood method », *Handb. Math. Comput. Sci.*, vol. 1, p. 824, 1998.
- [67] J. B. Mena et J. A. Malpica, « An automatic method for road extraction in rural and semi-urban areas starting from high resolution satellite imagery », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 26, nº 9, p. 1201–1220, 2005.
- [68] M. Mokhtarzade et M. V. Zoej, « Road detection from high-resolution satellite images using artificial neural networks », *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinformation*, vol. 9, nº 1, p. 32–40, 2007.
- [69] A. K. Shackelford et C. H. Davis, « Urban road network extraction from highresolution multispectral data », in *Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, 2003. 2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on, 2003, p. 142–146.
- [70] O. Tuncer, «Fully automatic road network extraction from satellite images », in Recent Advances in Space Technologies, 2007. RAST'07. 3rd International Conference on, 2007, p. 708–714.
- [71] M. Song et D. Civco, «Road extraction using SVM and image segmentation», *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 70, nº 12, p. 1365–1371, 2004.
- S. Zheng, J. Liu, W. Shi, et G. Zhu, « An automatic road segmentation algorithm using one-class SVM », in *Geoinformatics 2006: Remotely Sensed Data and Information*, 2006, p. 64191B–64191B.
- [73] R. M. Haralick, « Statistical and structural approaches to texture », *Proc. IEEE*, vol. 67, nº 5, p. 786–804, 1979.
- [74] P. P. Ohanian et R. C. Dubes, « Performance evaluation for four classes of textural features », *Pattern Recognit.*, vol. 25, nº 8, p. 819–833, 1992.
- [75] J. Mao et A. K. Jain, « Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models », *Pattern Recognit.*, vol. 25, nº 2, p. 173–188, 1992.

- [76] G. Hui, L. Jilin, et L. Yaya, «Road extracting based on texture analysis », in Artificial Reality and Telexistence–Workshops, 2006. ICAT'06. 16th International Conference on, 2006, p. 64–67.
- [77] C. Steger, « Extracting curvilinear structures: A differential geometric approach », Comput. Vision—ECCV96, p. 630–641, 1996.
- [78] C. Steger, « An unbiased detector of curvilinear structures », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 20, nº 2, p. 113–125, 1998.
- [79] C. Steger, C. Glock, W. Eckstein, H. Mayer, et B. Radig, «Model-based road extraction from images », in *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images*, Springer, 1995, p. 275–284.
- [80] X. Hu et C. V. Tao, « A reliable and fast ribbon road detector using profile analysis and model-based verification », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 26, n° 5, p. 887–902, 2005.
- [81] X. Jin et C. H. Davis, « An integrated system for automatic road mapping from highresolution multi-spectral satellite imagery by information fusion », *Inf. Fusion*, vol. 6, n° 4, p. 257–273, 2005.
- [82] S. Hinz et A. Baumgartner, « Automatic extraction of urban road networks from multiview aerial imagery », *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 58, nº 1, p. 83–98, 2003.
- [83] J. Yang et R. S. Wang, « Classified road detection from satellite images based on perceptual organization », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 28, nº 20, p. 4653–4669, 2007.
- [84] A. Baumgartner, C. Steger, H. Mayer, et W. Eckstein, « Multi-resolution, semantic objects, and context for road extraction », *Semantic Model. Acquis. Topogr. Inf. Images Maps*, p. 140–156, 1997.
- [85] A. K. Jain, R. P. W. Duin, et J. Mao, « Statistical pattern recognition: A review », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, nº 1, p. 4–37, 2000.
- [86] U. Bacher et H. Mayer, « Automatic road extraction from multispectral high resolution satellite images », *Proc. CMRT05*, vol. 36, p. 3, 2005.
- [87] C. Zhang, S. Murai, et E. Baltsavias, Road network detection by mathematical morphology, vol. 8093. Citeseer, 1999.
- [88] J. Chanussot et P. Lambert, « An application of mathematical morphology to road network extraction on SAR images », *Comput. IMAGING Vis.*, vol. 12, p. 399–406, 1998.
- [89] A. Katartzis, H. Sahli, V. Pizurica, et J. Cornelis, « A model-based approach to the automatic extraction of linear features from airborne images », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 39, nº 9, p. 2073–2079, 2001.

- [90] J. Canny, « A computational approach to edge detection », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, nº 6, p. 679–698, 1986.
- [91] R. O. Duda et P. E. Hart, *Pattern Elessification and Scene Analysis*. Wiley, 1973.
- [92] A. C. Bovik, Handbook of image and video processing. Academic press, 2010.
- [93] D. Marr et E. Hildreth, « Theory of edge detection », Proc. R. Soc. Lond. B Biol. Sci., vol. 207, nº 1167, p. 187–217, 1980.
- [94] S. Sarkar et K. L. Boyer, « Perceptual organization in computer vision: A review and a proposal for a classificatory structure », *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 23, nº 2, p. 382–399, 1993.
- [95] R. Ruskone, «Toward an automatic extraction of the road network by local interpretation of the scene », in *Photogrammetric Week*, 1997, p. 147–157.
- [96] T. Mei, F. Li, Q. Qin, et D. Li, « Road extraction from remote sensing image using support vector machine », in *Third International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition*, 2003, p. 299–304.
- [97] T. Chen, J. Wang, et K. Zhang, «A wavelet transform based method for road centerline extraction », *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 70, nº 12, p. 1423–1431, 2004.
- [98] A. P. Dal-Poz, G. M. Do Vale, et R. B. Zanin, « Automatic extraction of road seeds from high-resolution aerial images », An. Acad. Bras. Ciênc., vol. 77, nº 3, p. 509–520, 2005.
- [99] P. Doucette, P. Agouris, et A. Stefanidis, « Automated road extraction from high resolution multispectral imagery », *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 70, nº 12, p. 1405–1416, 2004.
- [100] D. Geman et B. Jedynak, « Detection of roads in satellite images », in Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1991. IGARSS'91. Remote Sensing: Global Monitoring for Earth Management., International, 1991, vol. 4, p. 2473–2477.
- [101] R. C. Gonzalez et R. E. Woods, « Digital image processing: Pearson prentice hall », Up. Saddle River NJ, 2008.
- [102] C. Heipke, C. T. Steger, et R. Multhammer, « Hierarchical approach to automatic road extraction from aerial imagery », in SPIE's 1995 Symposium on OE/Aerospace Sensing and Dual Use Photonics, 1995, p. 222–231.
- [103] S. Kirkpatrick, C. D. Gellatt, et M. P. Vecchi, « Optimization by simulated annealing, IBM Thomas J », Watson Res. Cent. Yorktown Heights NY, 1982.

- [104] S. Geman et D. Geman, « Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, nº 6, p. 721–741, 1984.
- [105] J. Besag, «On the statistical analysis of dirty pictures», J. R. Stat. Soc. Ser. B Methodol., p. 259–302, 1986.
- [106] F. Tupin, H. Maitre, J.-F. Mangin, J.-M. Nicolas, et E. Pechersky, « Detection of linear features in SAR images: Application to road network extraction », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 36, nº 2, p. 434–453, 1998.
- [107] T. Géraud et J.-B. Mouret, «Fast road network extraction in satellite images using mathematical morphology and Markov random fields », *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2004, nº 16, p. 473593, 2004.
- [108] F. Yamazaki, M. Matsuoka, P. Warnitchai, S. Polngam, et S. Ghosh, «Tsunami reconnaissance survey in Thailand using satellite images and GPS », *Asian J. Geoinformatics*, vol. 5, nº 2, p. 53–61, 2005.
- [109] H. Raggam, M. Franke, M. Ofner, et K. Gutjahr, « Accuracy assessment of vegetation height mapping using spaceborne IKONOS as well as aerial UltraCam stereo images », in *Proceedings of the EARSel 3D Remote Sensing Workshop, Porto, Portugal*, 2005, p. 6– 11.
- [110] C. M. Souza et D. Roberts, « Mapping forest degradation in the Amazon region with Ikonos images », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 26, nº 3, p. 425–429, 2005.
- [111] A. Mohammadzadeh, A. Tavakoli, V. Zoej, et J. Mohammad, « Road extraction based on fuzzy logic and mathematical morphology from pan-sharpened ikonos images », *Photogramm. Rec.*, vol. 21, nº 113, p. 44–60, 2006.
- [112] C. Ballester, V. Caselles, L. Igual, J. Verdera, et B. Rougé, «A variational model for P+ XS image fusion », *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 69, nº 1, p. 43–58, 2006.
- [113] M. T. Merino et J. Nunez, « Super-resolution of remotely sensed images with variablepixel linear reconstruction », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 45, nº 5, p. 1446– 1457, 2007.
- [114] G. Dheepa et S. Sukumaran, « Hybrid Fusion Technique Using Dual Tree Complex Wavelet Transform for Satellite Remote Sensor Images », *Int. Rev. Comput. Softw. IRECOS*, vol. 9, nº 9, p. 1560–1567, 2014.
- [115] F. Laporterie-Déjean, H. de Boissezon, G. Flouzat, et M.-J. Lefèvre-Fonollosa, « Thematic and statistical evaluations of five panchromatic/multispectral fusion methods on simulated PLEIADES-HR images », *Inf. Fusion*, vol. 6, nº 3, p. 193–212, 2005.

- [116] E. Christophe et J. Inglada, «Robust road extraction for high resolution satellite images », in *Image Processing*, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on, 2007, vol. 5, p. V–437.
- [117] I. Coulibaly, N. Spiric, M. O. Sghaier, W. Manzo-Vargas, R. Lepage, et M. St-Jacques, «Road extraction from high resolution remote sensing image using multiresolution in case of major disaster », in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International*, 2014, p. 2712–2715.
- [118] Y. Li et R. Briggs, « Automatic extraction of roads from high resolution aerial and satellite images with heavy noise », *World Acad. Sci. Eng. Technol.*, vol. 54, p. 416–422, 2009.
- [119] V. Lacroix et M. Acheroy, «Feature extraction using the constrained gradient », *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 53, nº 2, p. 85–94, 1998.
- [120] C. Heipke, H. Mayer, C. Wiedemann, et O. Jamet, « Evaluation of automatic road extraction », *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 32, nº 3 SECT 4W2, p. 151–160, 1997.
- [121] A. Gelman, J. B. Carlin, H. S. Stern, et D. B. Rubin, *Bayesian data analysis*, vol. 2. Chapman & Hall/CRC Boca Raton, FL, USA, 2014.
- [122] Y. Cheng, « Mean shift, mode seeking, and clustering », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 17, nº 8, p. 790–799, 1995.
- [123] C. Simler et C. Beumier, « Performance evaluation of a road and building classifier on vhr images », *Geogr. Object-Based Image Anal. GEOBIA Ghent Belg. 30Jun-2Jul*, 2010.
- [124] Y.-Y. Chiang et C. A. Knoblock, « A method for automatically extracting road layers from raster maps », in *Document Analysis and Recognition*, 2009. ICDAR'09. 10th International Conference on, 2009, p. 838–842.
- [125] K. Fukunaga, Introduction to statistical pattern recognition. Academic press, 2013.
- [126] D. Comaniciu et P. Meer, «Robust analysis of feature spaces: color image segmentation », in Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society Conference on, 1997, p. 750–755.
- [127] D. Comaniciu et P. Meer, « Distribution free decomposition of multivariate data », *Pattern Anal. Appl.*, vol. 2, nº 1, p. 22–30, 1999.
- [128] E. Parzen, « On estimation of a probability density function and mode », Ann. Math. Stat., vol. 33, nº 3, p. 1065–1076, 1962.

- [129] D. Comaniciu et P. Meer, « Mean shift: A robust approach toward feature space analysis », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, nº 5, p. 603–619, 2002.
- [130] F. Drira, « Thèse : Contribution à la restauration des images de documents anciens », INSA de Lyon, p. 66–68. 2007.
- [131] G. Erus, « Reconnaissance d'objets cartographiques dans les images satellitaires à haute résolution », Paris 5, p. 75. 2008.
- [132] V. Saeidi, B. Pradhan, M. O. Idrees, et Z. A. Latif, «Fusion of airborne LiDAR with multispectral spot 5 image for enhancement of feature extraction using Dempster–Shafer theory », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 52, nº 10, p. 6017–6025, 2014.
- [133] J. Tian et P. Reinartz, «Fusion of multi-spectral bands and DSM from Worldview-2 Stereo imagery for building extraction », in Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2013 Joint, 2013, p. 135–138.
- [134] V. Meenakshisundaram, Quality assessment of IKONOS and Quickbird fused images for urban mapping. Library and Archives Canada= Bibliothèque et Archives Canada, 2006.
- [135] J. Zhang, « Multi-source remote sensing data fusion: status and trends », Int. J. Image Data Fusion, vol. 1, nº 1, p. 5–24, 2010.
- [136] T. Lee, J. A. Richards, et P. H. Swain, « Probabilistic and evidential approaches for multisource data analysis », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, nº 3, p. 283–293, 1987.
- [137] W. A. Wright, «A Markov random field approach to data fusion and colour segmentation », *Image Vis. Comput.*, vol. 7, nº 2, p. 144–150, 1989.
- [138] A. H. S. Solberg, A. K. Jain, et T. Taxt, « Multisource classification of remotely sensed data: fusion of Landsat TM and SAR images », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 32, nº 4, p. 768–778, 1994.
- [139] C. D'Elia, S. Ruscino, M. Abbate, B. Aiazzi, S. Baronti, et L. Alparone, « SAR image classification through information-theoretic textural features, MRF segmentation, and object-oriented learning vector quantization », *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 7, nº 4, p. 1116–1126, 2014.
- [140] Y. Zhong, J. Zhao, et L. Zhang, « A hybrid object-oriented conditional random field classification framework for high spatial resolution remote sensing imagery », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 52, nº 11, p. 7023–7037, 2014.

- [141] L. Lam et S. Y. Suen, « Application of majority voting to pattern recognition: an analysis of its behavior and performance », *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.-Part Syst. Hum.*, vol. 27, nº 5, p. 553–568, 1997.
- [142] L. Xu, A. Krzyzak, et C. Y. Suen, « Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition », *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 22, nº 3, p. 418–435, 1992.
- [143] A. Appriou, « Discrimination multisignal par la théorie de l'évidence », Décision Reconnaiss. Formes En Signal Hermes Sci. Publ., p. 219–258, 2002.
- [144] T. Denoeux, «A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory », *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 25, nº 5, p. 804–813, 1995.
- [145] I. Bloch, « Fusion d'informations en traitement du signal et des images », Hermes Sci. Publ., vol. 2, 2003.
- [146] P. Smets, « The combination of evidence in the transferable belief model », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 12, nº 5, p. 447–458, 1990.
- [147] G. Shafer et others, A mathematical theory of evidence, vol. 1. Princeton university press Princeton, p. 297. 1976.
- [148] A. P. Dempster, « A Generalization of Bayesian inference (with discussion) », J. R. Stat. Society Ser. B, vol. 30, nº 2, 1968.
- [149] R. Haydn, G. W. Dalke, J. Henkel, et J. E. Bare, « Application of the IHS color transform to the processing of multisensor data and image enhancement », in *Proceedings* of the International Symposium on Remote Sensing of Environment, First Thematic Conference: Remote sensing of arid and semi-arid lands, 19-25 January, 1982, Cairo, Egypt, 1982.
- [150] M. Ehlers, «Multisensor image fusion techniques in remote sensing», ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., vol. 46, nº 1, p. 19–30, 1991.
- [151] B. A. Harrison et D. L. B. Jupp, Introduction to Image Processing: Part Two of the MicroBRIAN Resource Manual. CSIRO Australia, Division of Water Resources, 1990.
- [152] T.-M. Tu, S.-C. Su, H.-C. Shyu, et P. S. Huang, «A new look at IHS-like image fusion methods », *Inf. Fusion*, vol. 2, nº 3, p. 177–186, 2001.
- [153] A. R. Gillespie, A. B. Kahle, et R. E. Walker, «Color enhancement of highly correlated images. II. Channel ratio and "chromaticity" transformation techniques », *Remote Sens. Environ.*, vol. 22, nº 3, p. 343–365, 1987.

- [154] J. Zhou, D. L. Civco, et J. A. Silander, «A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 19, nº 4, p. 743– 757, 1998.
- [155] J. G. Liu, « Smoothing filter-based intensity modulation: A spectral preserve image fusion technique for improving spatial details », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 21, nº 18, p. 3461–3472, 2000.
- [156] Y. Zhang, «A new merging method and its spectral and spatial effects », Int. J. Remote Sens., vol. 20, nº 10, p. 2003–2014, 1999.
- [157] C.-M. Chen, G. F. Hepner, et R. R. Forster, «Fusion of hyperspectral and radar data using the IHS transformation to enhance urban surface features », *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 58, nº 1, p. 19–30, 2003.
- [158] M. Hirschmugl, H. Gallaun, R. Perko, et M. Schardt, "Pansharpening "-Methoden für digitale, sehr hochauflösende Fernerkundungsdaten. na, 2005.
- [159] «GeoEYE. 2006. IKONOS relative spectral response and radiometric calibration coefficient. http://www.geoeye.com/products/imagery/ikonos/spectral.html.
- [160] E. Pardo-Igúzquiza, M. Chica-Olmo, et P. M. Atkinson, « Downscaling cokriging for image sharpening », *Remote Sens. Environ.*, vol. 102, nº 1, p. 86–98, 2006.
- [161] L. Alparone, S. Baronti, A. Garzelli, et F. Nencini, « A global quality measurement of pan-sharpened multispectral imagery », *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 1, nº 4, p. 313–317, 2004.
- [162] I. Kantor, Hypercomplex numbers: an elementary introduction to algebras, SpringerVerlag, 1989.
- [163] T. Ranchin et L. Wald, « Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation », *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 66, nº 1, p. 49–61, 2000.
- [164] Y. Zhang et G. Hong, « An IHS and wavelet integrated approach to improve pansharpening visual quality of natural colour IKONOS and QuickBird images », *Inf. Fusion*, vol. 6, nº 3, p. 225–234, 2005.
- [165] J. A. Richards et X. Jia, Remote sensing digital image analysis-hardback. Springer, Berlin/Heidelberg, p. 267–268, 2006.
- [166] P. Scheunders, «A comparison of clustering algorithms applied to color image quantization », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 18, nº 11, p. 1379–1384, 1997.

- [167] M. Gervautz et W. Purgathofer, «A simple method for color quantization: Octree quantization », in *New trends in computer graphics*, Springer, 1988, p. 219–231.
- [168] P. Heckbert, Color image quantization for frame buffer display, vol. 16. ACM, p. 297– 307. 1982.
- [169] S. J. Wan, P. Prusinkiewicz, et S. K. M. Wong, «Variance-based color image quantization for frame buffer display », *Color Res. Appl.*, vol. 15, nº 1, p. 52–58, 1990.
- [170] X. Wu, « Color quantization by dynamic programming and principal analysis », ACM Trans. Graph. TOG, vol. 11, nº 4, p. 348–372, 1992.
- [171] S. A. Shafer et T. Kanade, « Color vision », Encycl. Artif. Intell., p. 124–131, 1987.
- [172] Y. W. Lim et S. U. Lee, « On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-means techniques », *Pattern Recognit.*, vol. 23, nº 9, p. 935– 952, 1990.
- [173] O. Verevka, « Color image quantization in windows systems with local k-means algorithm », in *Proceedings of VI Western Computer Graphics Symposium*, 1995, p. 74– 79.
- [174] A. H. Dekker, «Kohonen neural networks for optimal colour quantization », Netw. Comput. Neural Syst., vol. 5, nº 3, p. 351–367, 1994.
- [175] N. Papamarkos, « Color reduction using local features and a Kohonen self-organized feature map neural network », *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, vol. 10, nº 5, p. 404–409, 1999.
- [176] N. Papamarkos, A. E. Atsalakis, et C. P. Strouthopoulos, « Adaptive color reduction », *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B Cybern.*, vol. 32, nº 1, p. 44–56, 2002.
- [177] A. R. John et J. Xiuping, «Remote sensing digital image analysis », N. Y. Springer-Verl. Berl. Heidelb., p. 75–79, 2006.
- [178] A. S. Robert, « Remote sensing: Models and methods for image processing », Elsevier Inc Rights Reserv., p. p187–188, 2007.
- [179] G. M. Foody et A. Mathur, « A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 42, nº 6, p. 1335– 1343, 2004.
- [180] G. Camps-Valls, D. Tuia, L. Gomez-Chova, S. Jimenez, et J. Malo, « Remote Sensing Image Processing. Synthesis Lectures on Image, Video, and Multimedia Processing. », Morgan and Claypool, p. 16–63, 2011.

- [181] M. A. Friedl et C. E. Brodley, « Decision tree classification of land cover from remotely sensed data », *Remote Sens. Environ.*, vol. 61, nº 3, p. 399–409, 1997.
- [182] M. Hansen, R. Dubayah, et R. DeFries, «Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 17, n° 5, p. 1075–1081, 1996.
- [183] H. Bischof et A. Leonardis, «Finding optimal neural networks for land use classification », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 36, nº 1, p. 337–341, 1998.
- [184] H. Bischof, W. Schneider, et A. J. Pinz, «Multispectral classification of Landsatimages using neural networks », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 30, nº 3, p. 482– 490, 1992.
- [185] L. Bruzzone et D. F. Prieto, «A technique for the selection of kernel-function parameters in RBF neural networks for classification of remote-sensing images », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 37, nº 2, p. 1179–1184, 1999.
- [186] G. Camps-Valls et L. Bruzzone, «Kernel-based methods for hyperspectral image classification », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 43, nº 6, p. 1351–1362, 2005.
- [187] G. Camps-Valls *et al.*, «Robust support vector method for hyperspectral data classification and knowledge discovery », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 42, n° 7, p. 1530–1542, 2004.
- [188] L. Bruzzone, R. Cossu, et G. Vernazza, «Detection of land-cover transitions by combining multidate classifiers », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 25, nº 13, p. 1491–1500, 2004.
- [189] B. Waske et J. A. Benediktsson, « Fusion of support vector machines for classification of multisensor data », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 45, nº 12, p. 3858–3866, 2007.
- [190] G. Camps-Valls, L. Gomez-Chova, J. Muñoz-Marí, J. Vila-Francés, et J. Calpe-Maravilla, « Composite kernels for hyperspectral image classification », *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 3, nº 1, p. 93–97, 2006.
- [191] D. Tuia, G. Camps-Valls, G. Matasci, et M. Kanevski, « Learning relevant image features with multiple-kernel classification », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 48, nº 10, p. 3780–3791, 2010.
- [192] B. Guo, S. R. Gunn, R. I. Damper, et J. D. Nelson, « Customizing kernel functions for SVM-based hyperspectral image classification », *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, n° 4, p. 622–629, 2008.

- [193] U. Maulik et S. Bandyopadhyay, «Fuzzy partitioning using a real-coded variable-length genetic algorithm for pixel classification », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 41, nº 5, p. 1075–1081, 2003.
- [194] U. Maulik et I. Saha, « Modified differential evolution based fuzzy clustering for pixel classification in remote sensing imagery », *Pattern Recognit.*, vol. 42, nº 9, p. 2135–2149, 2009.
- [195] S. Bandyopadhyay, U. Maulik, et A. Mukhopadhyay, «Multiobjective genetic clustering for pixel classification in remote sensing imagery », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 45, nº 5, p. 1506–1511, 2007.
- [196] C. M. Bachmann *et al.*, « Automatic classification of land cover on Smith Island, VA, using HyMAP imagery », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 40, nº 10, p. 2313– 2330, 2002.
- [197] A. Sarkar, M. K. Biswas, B. Kartikeyan, V. Kumar, K. L. Majumder, et D. K. Pal, « A MRF model-based segmentation approach to classification for multispectral imagery », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 40, nº 5, p. 1102–1113, 2002.
- [198] A. Baraldi, V. Puzzolo, P. Blonda, L. Bruzzone, et C. Tarantino, « Automatic spectral rule-based preliminary mapping of calibrated Landsat TM and ETM+ images », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 44, nº 9, p. 2563–2586, 2006.
- [199] Y. Tarabalka, J. A. Benediktsson, et J. Chanussot, « Spectral-spatial classification of hyperspectral imagery based on partitional clustering techniques », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 47, nº 8, p. 2973–2987, 2009.
- [200] J. Rhee, J. Im, G. J. Carbone, et J. R. Jensen, « Delineation of climate regions using insitu and remotely-sensed data for the Carolinas », *Remote Sens. Environ.*, vol. 112, nº 6, p. 3099–3111, 2008.
- [201] P. Bunting, R. M. Lucas, K. Jones, et A. R. Bean, « Characterisation and mapping of forest communities by clustering individual tree crowns », *Remote Sens. Environ.*, vol. 114, nº 11, p. 2536–2547, 2010.
- [202] C. J. Q. Farmer, T. A. Nelson, M. A. Wulder, et C. Derksen, « Identification of snow cover regimes through spatial and temporal clustering of satellite microwave brightness temperatures », *Remote Sens. Environ.*, vol. 114, nº 1, p. 199–210, 2010.
- [203] S. Lee, «Efficient multistage approach for unsupervised image classification », in Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS'04. Proceedings. 2004 IEEE International, 2004, vol. 3, p. 1581–1584.

- [204] S. Lee et M. M. Crawford, « Hierarchical clustering approach for unsupervised image classification of hyperspectral data », in *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2004. IGARSS'04. Proceedings. 2004 IEEE International, 2004, vol. 2, p. 941–944.
- [205] M. Hasanzadeh et S. Kasaei, « A multispectral image segmentation method using sizeweighted fuzzy clustering and membership connectedness », *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 7, nº 3, p. 520–524, 2010.
- [206] J. Dong, D. Zhuang, Y. Huang, et J. Fu, « Advances in multi-sensor data fusion: Algorithms and applications », *Sensors*, vol. 9, nº 10, p. 7771–7784, 2009.
- [207] P. Du, S. Liu, J. Xia, et Y. Zhao, « Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images », *Inf. Fusion*, vol. 14, nº 1, p. 19–27, 2013.
- [208] L. A. Klein, Sensor and data fusion: a tool for information assessment and decision making, vol. 138. Spie Press, 2004.
- [209] KHEDAM Radja, « Thèse: Contribution Au Developpement De Methodologies De Fusion/Classification Contextuelles D'images Satellitaires Multi-Sources. Application à la cartographie thématique du milieu urbain de la ville d'Alger », Université des Sciences et de la Technologie Houari BOUMEDIENE, p. 61–111, 2008.
- [210] F. Smarandache et J. Dezert, « Advances and applications of DSmT for information Fusion », *Collect. Works*, vol. 3, 2015.
- [211] P. Smets, « The combination of evidence in the transferable belief model », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 12, nº 5, p. 447–458, 1990.
- [212] J. Dezert, « An introduction to the theory of plausible and paradoxical reasoning », in *International Conference on Numerical Methods and Applications*, 2002, p. 12–23.
- [213] J. Dezert, «Fondations pour une nouvelle théorie du raisonnement plausible et paradoxal. applicationa la fusion d'informations incertaines et conflictuelles-rapport n rt 1/06769/dtim », Rapp. Tech. ONERA-Dép. Trait. L'Information Modélisation, 2003.
- [214] F. Smarandache et J. Dezert, Applications and advances of DSmT for information fusion. Am. Res. Press, Rehoboth, p. 418, 2004.
- [215] P. Smets, «Constructing the Pignistic Probability Function in a Context of Uncertainty. », in UAI, 1989, vol. 89, p. 29–40.
- [216] S. Le Hegarat-Mascle, I. Bloch, et D. Vidal-Madjar, « Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 35, nº 4, p. 1018–1031, 1997.

- [217] A. P. Dempster, « Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping », *Ann. Math. Stat.*, p. 325–339, 1967.
- [218] D. Dubois et H. Prade, « A set-theoretic view of belief functions logical operations and approximations by fuzzy sets », *Int. J. Gen. Syst.*, vol. 12, n° 3, p. 193–226, 1986.
- [219] T. Denoeux, «Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification », *Pattern Recognit.*, vol. 30, nº 7, p. 1095–1107, 1997.
- [220] A. Appriou, « Multisensor signal processing in the framework of the theory of evidence », *Tiré À Part- Off. Natl. Détudes Rech. Aerosp.*, 1999.
- [221] A. Bouakache, « Fusion des images satellitaires par la théorie d'évidence et la théorie du raisonnement plausible at paradoxal », 2005.
- [222] P. Chatalic, « Raisonnement déductif en présence de connaissances imprécises et incertaines: Un système basé sur la théorie de Dempster-Shafer », 1986.
- [223] R. G. Congalton et K. Green, Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. CRC press, p. 40, 2008.
- [224] S. Nikolov, P. Hill, D. Bull, et C. Canagarajah, «Wavelets in Signal and Image Analysis, from Theory to Practice », *Wavelets Image Fusion Springer*, p. 213–241, 2001.
- [225] Z. Wang et A. C. Bovik, «A universal image quality index », *IEEE Signal Process*. *Lett.*, vol. 9, nº 3, p. 81-84, mars 2002.
- [226] H. Li, B. S. Manjunath, et S. K. Mitra, « Multi-sensor image fusion using the wavelet transform », in *Image Processing*, 1994. Proceedings. ICIP-94., IEEE International Conference, 1994, vol. 1, p. 51–55.
- [227] P. J. Burt et R. J. Kolczynski, «Enhanced image capture through fusion», in Computer Vision, 1993. Proceedings., Fourth International Conference on, 1993, p. 173– 182.
- [228] T. A. Wilson, S. K. Rogers, et L. R. Myers Jr, « Perceptual-based hyperspectral image fusion using multiresolution analysis », *Opt. Eng.*, vol. 34, nº 11, p. 3154–3164, 1995.
- [229] V. S. Petrovic et C. S. Xydeas, « Cross-band pixel selection in multiresolution image fusion », in *AeroSense* '99, 1999, p. 319–326.
- [230] Z. Zhang et R. S. Blum, « A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application », *Proc. IEEE*, vol. 87, nº 8, p. 1315–1326, 1999.
- [231] A. Abdellaoui et A. Rougab, « Caractérisation de la réponse du bâti: application au complexe urbain de Blida (Algérie) », Univ. Francoph. Actual. Sci., p. 75–83, 1997.

- [232] C. J. Tucker, J. H. Elgin, J. E. McMurtrey, et C. J. Fan, «Monitoring corn and soybean crop development with hand-held radiometer spectral data», *Remote Sens. Environ.*, vol. 8, nº 3, p. 237–248, 1979.
- [233] R. J. Kauth et G. S. Thomas, « The tasselled cap–a graphic description of the spectraltemporal development of agricultural crops as seen by Landsat », in *LARS Symposia*, 1976, p. 159.
- [234] S. K. McFeeters, « The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 17, nº 7, p. 1425–1432, 1996.
- [235] V. Vapnik, Statistical learning theory. 1998. Wiley, New York, 1998.
- [236] C. J. Burges, « A tutorial on support vector machines for pattern recognition », *Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 2, nº 2, p. 121–167, 1998.
- [237] B. Schölkopf et A. J. Smola, *Learning with kernels*. 2002. MIT Press, Cambridge, MA, 2002.
- [238] Y.-W. Chang, C.-J. Hsieh, K.-W. Chang, M. Ringgaard, et C.-J. Lin, « Training and testing low-degree polynomial data mappings via linear SVM », J. Mach. Learn. Res., vol. 11, nº Apr, p. 1471–1490, 2010.
- [239] J.-P. Vert, K. Tsuda, et B. Schölkopf, «A primer on kernel methods», Kernel Methods Comput. Biol., p. 35–70, 2004.
- [240] E. Bratsolis, S. Gyftakis, E. Charou, et N. Vassilas, «Comparative analysis of classification techniques for building block extraction using aerial imagery and LiDAR data », in Signal Processing and Information Technology (ISSPIT), 2013 IEEE International Symposium on, 2013, p. 000080–000085.
- [241] G. M. Foody et A. Mathur, « A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines », *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 42, nº 6, p. 1335– 1343, 2004.

Travaux Réalisée

Publications:

IMPROVE ROAD EXTRACTION BY BAYESIAN DATA FUSION AND MEAN SHIFT SEGMENTATION IN URBAN AREA.

GACEM.A, BERRACHED.N, MERAD BOUDIA.S

International Review on Computers and Software (IRECOS), ISSN: 1828-6003, e-ISSN: 1828-6011. Vol 10, No 12. December 2015.

DECISION LEVEL FUSION OF HIGH RESOLUTION SATELLITE DATA FOR URBAN AREA ANALYSIS.

GACEM.A, BERRACHED.N, MERAD BOUDIA.S

International Journal Of Electrical, Electronics And Data Communication, ISSN: 2320-2084. Vol 4, No 4, Apr-2016.

Conférences Internationales:

URBAN ROADS EXTRACTION FROM VERY HIGH RESOLUTION SATELLITE IMAGES

GACEM.A, BERRACHED.N, MERAD BOUDIA.S

Proceedings de la Troisième Conférence internationale sur la Vision Artificielle CVA' 2015. Tizi-Ouzou le 12, 13 et 14 avril 2015

DECISION LEVEL FUSION OF HIGH RESOLUTION SATELLITE DATA FOR URBAN AREA ANALYSIS.

GACEM.A, BERRACHED.N, MERAD BOUDIA.S

Proceedings of 10th Research World International Conference, Beijing, China, 13th February 2016, ISBN: 978-93-85973-31-4.

Résumé

Dans le domaine de la fusion de données multi-sources, la fusion des données de télédétection multispectrales et panchromatiques en zone urbaine a suscité beaucoup d'attention. Les données multi-source ont été remarquablement augmentées pour la classification. En effet, les différentes sources peuvent fournir plus d'informations, et la fusion des différentes informations peuvent produire une meilleure compréhension du site observé.

Notre recherche est structurée en deux parties, la première est une contribution basée sur la fusion Bayésienne et la segmentation Mean-shift afin de compléter l'information manquante et améliorer le taux d'extraction des routes urbaines. Les évaluations quantitatives et qualitatives dans la zone urbaine étudiée montrent que l'exhaustivité et l'exactitude des routes principales extraites au sens de leurs longueurs, ont été augmentées de plus de 50%, en appliquant la méthode de fusion de données Bayésienne et la techniques de filtrage Mean-Shift.

La deuxième contribution est basée sur une méthodologie de fusion de décision pour la combinaison de données multispectrales et panchromatiques en zone urbaine. La première étape de cette contribution est l'extraction des caractéristiques radiométriques à partir des données multispectrales, ensuite, les classificateurs SVM à base de noyau RBF sont appliqués sur chacune des données de caractéristiques, et sur les données panchromatiques. Après la production multiple de classificateurs, deux techniques comparatives de fusion de données sont appliquées en tant que méthode de fusion de classification, pour combiner les résultats des classificares SVM qui forment l'ensemble des données.

Les résultats expérimentaux montrent que le procédé de fusion de données proposé a permis d'améliorer la précision de la classification et le coefficient *kappa* par rapport aux ensembles de données individuelles. Les résultats ont révélé que les exactitudes (OA) de l'ensemble de classification SVM sur les données multispectrales et les données panchromatiques sont respectivement de 60,3% et 59,1%, alors que la méthode de fusion de décision proposée, avec la technique de vote à la majorité reçoit une précision de 88,6%, et Dempster-Shafer reçoit 94,7%.

Summary

In the field of fusion of multi-source data fusion of multispectral and panchromatic remote sensing data in urban areas attracted more attention. Multi-source data has been remarkably increased for classification. Indeed, different sources can provide more information, and the fusion of different information can produce a better understanding of the observed site.

Our research is structured in two parts, the first is a contribution based on the Bayesian fusion and Mean-shift segmentation, to complete the missing information and to increase and improve the extraction rate urban roads. The quantitative and qualitative assessments in the urban area studied show that the completeness and accuracy of the main roads extracted in the direction of their lengths have been increased by more than 50% using the Bayesian data fusion method and the Mean-Shift filtering techniques.

The second contribution is based on a decision data fusion methodology for the combination of multispectral and panchromatic data in urban areas. The first step of this contribution is the extraction of radiometric data from multispectral data then classifiers SVM based RBF are applied to each characteristic data, and the panchromatic data. After multiple classifiers production, tow data fusion comparison techniques are applied as classifier fusion method to combine the results of SVM classifiers.

Experimental results show that the proposed data fusion method improved the classification accuracy and kappa coefficient in comparison to the single data sets. The results revealed that the overall accuracies of SVM classification on the multispecral and the panchromatic data separately are 60.3% and 59.1%, while our decision fusion methodology with majority voting technique receives the accuracy up to 88.6%, and Dempster-Shafer receives the accuracy up to 94.7%.

Keywords: Multi-source data fusion, Urban area, Feature extraction, Road extraction, Bayesian data fusion, Mean Shift segmentation, SVM, RBF Kernel, Majority Voting, Dempster-Shefer.