### THESE

### présentée pour obtenir le titre de

### DOCTEUR DE L'INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE TOULOUSE

Spécialité : Signal, Image, Acoustique

par

### Virginie AMBERG

# Analyse de scènes péri-urbaines à partir d'images radar haute résolution

 $\sim$ 

# Application à l'extraction semi-automatique du réseau routier

Soutenue le 10 novembre 2005 devant le jury composé de

Institut Fresnel, Marseille	Rapporteur
Université de Savoie - LISTIC	Rapporteur et Président
Centre National d'Etude Spatiale	Examinateur
Institut National Polytechnique de Toulouse	Examinateur
Alcatel Alénia Space	Examinateur
Institut National Polytechnique de Toulouse	Invité
	Institut Fresnel, Marseille Université de Savoie - LISTIC Centre National d'Etude Spatiale Institut National Polytechnique de Toulouse Alcatel Alénia Space Institut National Polytechnique de Toulouse

\*Directeur de Thèse

Préparée au Laboratoire IRIT site ENSEEIHT 27 rue d'Aubuisson - BP 7122 - 31071 Toulouse Cedex 7 et à ALCATEL ALENIA SPACE 26 avenue J.F. Champollion - BP 1187 - 31037 Toulouse Cedex 1

# Remerciements

Comme le veut la tradition, je vais commencer ce manuscrit de thèse par le plus passionnant et le plus attendu des chapitres d'une thèse : les remerciements.

Ouvrons ce déferiement d'émotions sur mon jury de thèse. Merci tout d'abord à Philippe BO-LON, rapporteur et président de mon jury, ainsi qu'à Philippe REFREGIER, rapporteur de mes travaux, pour le temps qu'ils ont consacré à la relecture et l'évaluation de mes travaux. Merci également à Jordi INGLADA, examinateur du jour J.

Je vais continuer maintenant ce tour de table par les encadrants de thèse. Merci à Philippe MARTHON d'avoir accepté d'être directeur de cette thèse pendant ses trois années. Merci également à Martial COULON, co-encadrant universitaire de mes travaux, qui a toujours su trouver les mots qu'ils fallaient dans les baisses de moral, mais merci surtout pour ses délicieux et maintenant célèbres macarons.

Un grand merci ensuite à Marc SPIGAI, ingénieur à ALCATEL ALENIA SPACE, co-encadrant industriel de ces travaux de thèse pendant ces trois années. Merci Marc pour tes bons conseils, ton encadrement de qualité mais aussi ta bonne humeur à tous mes passages à ALCATEL.

Je remercie ensuite Jean-Guy PLANES, chef de service a ALCATEL ALENIA SPACE, qui est à l'origine de ce sujet de thèse. Merci de m'avoir fait confiance pour mener à bien ces travaux mais aussi pour ton suivi régulier de l'évolution de mes travaux et tes bons conseils. Restons encore un peu dans les locaux d'ALCATEL. Merci à tous les ingénieurs du service de Jean-Guy, qui ont suivis mes travaux de prêt et n'ont pas hésité à prendre sur leur temps pour répondre à mes questions. Merci en particulier à Frédéric CAZABAN qui a fourni cette thèse en données de travail. Merci également aux doctorants et stagiaires chez Alcatel qui ont croisé ma route au cours cette thèse et avec qui j'ai parfois collaboré : Guillaume, Pauline, Axel, Céline et Matthieu.

Côté universitaire maintenant. Je tiens à adresser un grand merci à toutes ces personnalités formidables qui ont fait mon quotidien pendant ces trois ans. Commençons par les grands : Jean-Yves, Coco, Marie, André-Luc, Nathalie et les autres. Continuons par le petit devenu grand, et oui il s'agit de toi Jérôme. Enfin finissons par les petits, je parle bien sûr de tous les doctorants dont j'ai croisé la route ces trois dernières années ; ceux qui ont partagé mon bureau et avec qui j'ai si souvent refait le monde, je parle bien sûr de Olivier, Ana, Hasan, Will, Petit-Vincent et Florent ; comme ceux qui n'ont pas partagé mon bureau : Grand-Vincent, J-P, Mathieu, Farid et les autres. Merci à tous pour ces soirées de détente au Petit London et pour cette ambiance de travail agréable que vous avez tous contribué à créer.

J'ai gardé en réserve quelques mots particuliers pour mes deux compagnes de route : Audrey

et Garmy. Merci pour nos longues discussions quotidiennes, pour votre soutien et surtout pour votre amitié.

Je ne pourrais conclure ce tour de table des universitaires sans remercier Sylvie, notre deuxième maman à tous. Merci pour tout ce que tu fais quotidiennement pour le bien-être de tous les doctorants.

Un grand merci à tous mes amis toulousains non encore cités : Denis, Aniela et Julien. Merci de m'avoir si souvent laisser gagner au Majhong et au Poker...

Je vais fermer maintenant ce chapitre sur ma famille. Je remercie mes parents, Agnès et Christian, mon frère Julien et ma soeur Emilie d'avoir toujours cru en moi et de m'avoir soutenu dans toutes mes entrepises.

Merci enfin à Antoine, pour sa présence quotidienne, son soutien constant et sa compréhension, en particulier au cours des six derniers mois de rédaction...

Mes derniers mots seront pour mes grand-parents paternels qui n'ont pas eu le temps d'attendre la fin de ces travaux et qui auraient été si heureux et fiers de pourvoir lire ce manuscrit.

# Résumé

L'accroissement en résolution des futurs systèmes d'imagerie spatiale radar comme Cosmo-Skymed ou TerraSAR X permet d'envisager de nouvelles applications à la télédétection spatiale, liées entre autres aux techniques de reconnaissance de formes. Ainsi la détection et la reconnaissance de structures manufacturées de plus en plus petites (de la route au véhicule) sont envisageables avec la prochaine mise en orbite de ces futurs capteurs radar.

L'objectif de cette thèse est l'interprétation de scènes urbaines à partir d'une unique image complexe (SLC) d'un radar à synthèse d'ouverture haute résolution (inférieure au mètre). Alors que de nombreux travaux tendent vers l'utilisation de données multiples (fusion optique radar, polarimétrie, etc.), nous avons considéré dans cette thèse le cas le plus défavorable, mais encore le plus répandu aujourd'hui et pour les prochaines années, où une seule image est à la disposition de l'utilisateur. Alors que les techniques d'analyse de données moyenne résolution du type ERS sont assez bien maîtrisées, le contexte de la haute résolution radar est encore un point délicat : l'amélioration des résolutions s'accompagne d'une évolution de la nature de l'information des données radar et d'un accroissement de leur complexité. Dans ce manuscrit, après une analyse de cette information, une chaîne hiérarchique d'interprétation de scènes, extrayant à plusieurs niveaux des détails de plus en plus fins de la scène, est proposée et mis en application dans le contexte particulier de l'extraction du réseau routier. Nos travaux se sont ensuite articulés autour de trois problématiques principales. Dans un premier temps nous proposons un algorithme bayésien contextuel de classification de scènes radar, l'objectif de ce premier niveau étant d'obtenir une idée rapide de l'occupation des sols de la scène. Un second chapitre concerne le problème d'extraction quasi-automatique du réseau routier; une méthode d'extraction, à base de transformée de Hough et d'algorithme de suivi, y est proposée. L'originalité de cette partie réside dans l'utilisation du résultat de la classification qui pilote et contraint le processus d'extraction. Dans un dernier chapitre, nous proposons une approche contextuelle pour l'extraction de routes des régions à forte densité en objets manufacturés brillants. Dans ce contexte, un nouvel opérateur rapport de détection de structures brillantes, moins sensibles aux conditions initiales que certains opérateurs existants, a été développé.

Mots clés : Radar à Synthèse d'Ouverture, Haute Résolution, Analyse de scènes, Classification de Scènes, Extraction de Routes, Contexte, Détection de Structures Linéaires

# Abstract

The ability of new sensors like Cosmo-Skymed or TerraSAR X to provide fine resolution SAR imagery of the Earth surface, leads to new remote sensing applications. As a matter of fact, the detection and recognition of smaller and smaller structures, from building to car, is now possible.

This Ph-D thesis is concerned with the problem of urban scene understanding from a sole single look complex (SLC) image of a high resolution synthetic aperture radar (i.e. less than one meter resolution). Whereas, nowadays, lots of works deal with the use of multiple data (polarimetric data, optical and radar fusion, etc.), this work considers the less informative case, but surely the more common situation for a remote sensing data user (today and for several years), where a sole complex data of the scene is available. Contrary to coarser resolution data, the problem of the interpretation of high resolution SAR scene is not well mastered : with the improvement of resolution, data are more complex to process. In the first part of this document, after an analysis of high resolution SAR data information, we propose a hierarchical method and apply it to road extraction. This method approaches the problem of information extraction at several levels, detecting at each level smaller and smaller structures. In this framework, this work has been organized around three topics. First of all, a contextual Bayesian algorithm for scene classification has been proposed : the goal was to understand the global scene organisation. Secondly, the problem of road extraction has been addressed, and a method based on a Hough transform and a classification controlled based road tracking algorithm have been developed and tested on real data. Thus, in a last chapter, a contextbased approach is investigated to extract roads in very disturbed areas of the scene. In this framework, a new bright line detector, less sensitive to initial conditions than other detectors, has been developed.

**Keywords :** Synthetic Aperture Radar, High Resolution, Scene Understanding, Image classification, Road Extraction, Context, Linear Bright Structure Extraction

# Table des matières

### Introduction

1	L'in	nageri	e RSO : principe de formation et propriétés des images	7
	1.1	Fondement physique de l'imagerie RSO		7
		1.1.1	Le domaine du spectre électromagnétique : choix de la longueur d'onde.	8
		1.1.2	La polarisation d'une onde	10
		1.1.3	Rétrodiffusion et rugosité	11
	1.2	Princi	pe de formation des images RSO	13
		1.2.1	Le radar à antenne réelle	13
		1.2.2	Le radar à synthèse d'ouverture	17
	1.3	Carac	téristiques des images RSO	22
		1.3.1	Propriétés géométriques	22
		1.3.2	Propriétés radiométriques : le chatoiement (ou <i>speckle</i> )	24
	1.4	Les de	onnées RSO	29
	1.5	Résun	né et conclusion	30
2	L'in	iterpre	etation de scènes et l'imagerie radar haute résolution	31
	2.1	Forma	ations des images RSO haute résolution	32
		2.1.1	Limitations technologiques du traitement RSO classique	32
		2.1.2	Les solutions	33
	2.2	Spécif	icités des images haute résolution	34
		2.2.1	Analyse phénoménologique : complexité des images RSO	35
		2.2.2	Le chatoiement en haute résolution	42
		2.2.3	Résumé	45
	2.3	Le jeu	de données utilisées dans la thèse	46
	2.4	L'inte	rprétation de scènes et extraction d'information	46
		2.4.1	L'interprétation de scènes : généralités	46
		2.4.2	Extraction d'information et résolution	49
		2.4.3	Les méthodes d'extraction d'informations en imagerie RSO HR $\ . \ . \ .$	51
	2.5	Contra	ibution et sujet de cette thèse	53
		2.5.1	Contribution et objectifs	53
		2.5.2	Une chaîne d'interprétation de scènes radar 2D haute résolution	54
	2.6	Concl	usion	56

3	Cla	ssification de scènes radar haute résolution			57
	3.1	La classification de scènes et état de l'art			58
		3.1.1 Classification d'images de télédétection			58
		3.1.2 Classification des images radar haute résolution			61
	3.2	Objectifs et démarche d'étude			63
		3.2.1 Objectifs			63
		3.2.2 Résumé de la méthode proposée			63
		3.2.3 Analyse des performances			64
	3.3	Une méthode de classification bayésienne sur l'information radiométrique			64
		3.3.1 Rappels sur l'approche bayésienne			64
		3.3.2 Schéma de la méthode bayésienne contextuelle développée			65
		3.3.3 Analyse des performances : étude théorique			70
		3.3.4 Etude pratique de la méthode			72
		3.3.5 Voies d'améliorations possibles			78
		3.3.6 Post-traitement spécifique à la classe route : un opérateur de filt	rage	Э	
		géométrique			79
	3.4	Résumé			82
4	$\mathbf{Ext}$	raction du réseau routier			85
	4.1	Introduction			86
	4.2	Modélisation du réseau routier et État de l'art			87
		4.2.1 Aspect du réseau routier sur des images RSO à haute résolution .			87
		4.2.2 Les différentes étapes d'un algorithme d'extraction de routes			90
		4.2.3 État de l'art			92
		4.2.4 Résumé			96
	4.3	La méthode d'extraction globale			97
		4.3.1 Nos objectifs			97
		4.3.2 La méthode d'extraction globale			97
	4.4	Localisation par transformée de Hough des portions rectilignes du réseau	rout	ier	99
		4.4.1 Rappel des objectifs			99
		4.4.2 Généralité sur la transformée de Hough			100
		4.4.3 Applications à la détection de droites			102
		4.4.4 La détection de routes			103
		4.4.5 Tests sur des données réelles			106
		4.4.6 Résumé			110
	4.5	Un algorithme de suivi pour l'extraction			110
		4.5.1 Introduction			110
		4.5.2 Les algorithmes de suivi structurel			111
		4.5.3 Le suivi de routes en imagerie RSO haute résolution : mise en avan	t de	5	
		difficultés			115

		4.5.4 I	L'algorithme de suivi développé dans le cadre des ces travaux	. 115
		4.5.5 F	Post-traitements	. 124
		4.5.6	lests sur des données réelles	. 125
		4.5.7	lests sur des données réelles optiques	. 129
	4.6	Résumé	$et \ discussion \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ $	. 130
5	Am	élioratio	n de l'extraction de routes par un algorithme contextuel	133
	5.1	Introduc	z $z$ $z$ $z$	. 134
		5.1.1 I	ntroduction et état de l'art	. 134
		5.1.2 N	Notre approche	. 136
	5.2	Context	$e des routes \ldots \ldots$	. 136
		5.2.1 (	Objets contextuels des routes et organisation d'une scène urbaine	. 136
		5.2.2 A	Apparence des bâtiments en imagerie radar	. 137
		5.2.3	Configurations à problème pour un algorithme de suivi	. 139
		5.2.4 H	Résumé	. 140
	5.3	Détectio	n de structures linéaires brillantes	. 141
		5.3.1 U	Jne méthode de détection existante : le détecteur rapport de Tupin	. 141
		5.3.2 U	Jne solution au problème de fausses alarmes sur des objets ponctuels .	. 144
	5.4	Étape d	e raffinement pour l'extraction de routes	. 149
		5.4.1 A	Assister l'extraction du réseau routier	. 149
		5.4.2 A	Applications sur des exemples réels	. 151
	5.5	Conclusi	ion	. 153
C	onclu	usion		155
Li	ste d	les Trava	aux	159
A	nnex	æs		161
A	$\mathbf{Esti}$	imation	des paramètres d'une loi statistique	163
	A.1	Moment	s et log-moments	. 163
		A.1.1 S	Statistique de première espèce	. 163
		A.1.2 S	Statistique de seconde espèce	. 164
	A.2	Lois à q	ueue lourde	. 165
	A.3	La loi de	e Fisher	. 166
		A.3.1 S	statistique de première espèce	. 166
		A.3.2 S	statistique de deuxième espèce	. 166
		A.3.3 F	Propriétés asymptotiques de la loi de Fisher	. 166
	A.4	Les mét	hodes d'estimation d'une loi statistique	. 167
		A.4.1 F	Propriétés d'un estimateur	. 167

		A.4.2	Différentes méthodes d'estimation des paramètres d'une loi statistique .	167
	A.5	Estima	ation des paramètres de la loi de Fisher	169
	A.6	L'inter	cvalle de confiance	170
В	Filt	rage et	t classification	171
	B.1	Rappe	el sur le filtrage des images radar	171
		B.1.1	Le problème d'estimation	171
		B.1.2	Les différents estimateurs	172
		B.1.3	Discussion sur le choix de la fenêtre d'estimation des statistiques locales	
			de la scène	173
	B.2	Compa	araison de différents filtres dans le cadre de la classification statistique	
		bayési	enne du chapitre 3	174
		B.2.1	Modèle statistique de Fisher	175
		B.2.2	Matrices de confusion théorique pour différents types de filtres	177
		B.2.3	Tests sur des données réelles	177
	B.3	Compl	léments de résultats sur la méthode de classification statistique du cha-	
		pitre 3	8	180
		B.3.1	Compléments de résultats concernant la méthode de filtrage géométrique	
			spécifique à la classe route	183
С	Voie	es d'an	nélioration de la classification bayésienne ponctuelle : utilisation	ı
	d'au	itres ty	ypes de paramètres	187
	C.1	Voies of	d'amélioration pour la classification de scène	187
		C.1.1	Introduction	187
		C.1.2	La méthodologie	188
		C.1.3	Végétation contre manufacturé : discussion sur les paramètres pertinents	s 188
		C.1.4	Classification à partir de paramètres fractals	190
		C.1.5	Limitations de cette analyse	196
	C.2	Rappe	el sur les paramètres de texture : matrice de coocurrence	199
D	$\mathbf{Ext}$	ractior	n de routes : compléments de résultats	203
	D.1	Détect	ion des portions rectilignes	203
	D.2	Extrac	ction du réseau routier par suivi structurel	206
Bi	bliog	raphie		209

# Table des figures

1.1	Exemples d'images radar dans deux bandes de fréquence différentes	10
1.2	Définition de la polarisation d'une onde	11
1.3	Définition du mécanisme de rétrodiffusion	12
1.4	Les différents mécanismes de rétrodiffusion	12
1.5	Principe du radar à antenne réelle	13
1.6	Principe de formation des images	14
1.7	Résolution en distance	15
1.8	Resolution en azimut	16
1.9	Principe de la synthèse d'ouverture	18
1.10	Chaîne complète de formation d'une image SAR	20
1.11	La géométrie de l'imageur radar	23
1.12	Limitations géométriques.	24
1.13	Principe du découpage en sous vues	26
1.14	Marche aléatoire à l'origine du chatoiement	27
0.1	Les gratèmes THD neur englieration de le résolution en esimut	24
2.1	Principe de la super résolution distance	04 25
2.2	Phénomènes de rétre diffusion illustrations sur des données réalles	26
2.0	Les repliements et embres en milieu urbain dense	20
2.4	Inversions des distances sur l'exemple de suves industrielles	30
2.5	Illustrations des distances sur l'exemple de cuves industrienes	59
2.0	hastrations des distorsions geometriques dans les images (LAMSES sur Dun-	30
27	Non stationnarité des objets	40
2.1	Dépendance aux conditions de prise de vue	40
2.0	Illustrations des cibles mobiles	<u>40</u>
2.0	Estimation du modèle de chatoiement pleinement développé pour différents	11
2.10	types surface	43
2.11	Validité du modèle de Fisher sur nos données	44
2.12	Motif de la phase en imagerie HR	45
2.13	Zones imagée - Dunkerque, FRANCE	47
2.14	Exemples de scénarios extraits de nos données	47
2.15	Chaîne d'interprétation de scènes 2D HR	55
	*	
3.1	Classification non supervisée - K moyennes en 5 classes et Isodata 6 classes	59
3.2	Comparaison des distributions de régions de végétation et de toits de bâtiments	63
3.3	Approche statistique	66
3.4	Règle Majoritaire	69
3.5	Systèmes de voisinage utilisés par la règle majoritaire	69
3.6	Correction des petites surfaces isolées	70
3.7	Performance théorique d'un algorithme de classification bayésien ponctuel	71
3.8	Exemple de sélection de zones d'intérêt	72

3.9	Modélisation statistique des distributions de l'amplitude non filtrée et de l'am-
	plitude filtrée pour diverses classes
3.10	Superposition des distributions de plusieurs classes pour différents filtres 75
3.11	Résultat de la classification à l'issu de l'étape de classification ponctuelle 76
3.12	Résultat de la classification statistique après post-traitements
3.13	Comparaison des géométries des routes et des ombres
3.14	Masque de convolution orienté dans la direction verticale
3.15	Masques de convolution orientés quatres directions différentes
3.16	Correction de la classification des surfaces spéculaires
3.17	Résumé de la méthode complète de classification d'images haute résolution 84
4.1	Exemples de routes
4.2	Influence du contexte et de l'orientation relative de la route et du capteur sur
4.9	l'aspect des routes a partir d'exemples concrets
4.3	Notre methode d'extraction de routes
4.4	Parametres de qualité
4.5	Principe d'accumulation pour la detection de droite dans un repere de coordon-
16	Dependenties des des des la plan
4.0	Parametrisation des droites du plan
4.1	Exemple de transformée 1 a 11 pour les droites
4.0	Choix du seuli de discretisation de la transformée de Hougin
4.9	Scellarios de tests de la méthodo de détection de route
4.10	Principa du quivi atmatural
4.11	Configurations à difficultés pour l'algorithme dynamicus
4.12	Arbre de recherche
4.10	Loi on amplitudo de la classe route
4.14	Beinitialisation de la poursuite : les différentes configurations
4.10	Sens de la poursuite
<i>A</i> 17	Illustrations des redondances d'extraction 124
4 18	Traitement des redondances
4 10	Scénarii de tests de la méthode de détection de route
4 20	Extraction du réseaux routiers par algorithme de suivi à partir de données réelles 127
4 21	Résultat de la poursuite sans contrôle du suivi
4 22	Test de la méthode d'extraction de route sur des données optiques
1.22	Test de la methode a cheraction de route par des données operques
5.1	Exemple d'échec de l'extraction des routes en environnement complexe 136
5.2	Exemple d'objets contextuels des routes
5.3	Réponses de bâtiments en imagerie radar
5.4	Réponse d'un bâtiment en imagerie RSO
5.5	Influence du contexte en fonction de l'orientation relative capteur-route 140
5.6	Forme du détecteur de structures linéaires
5.7	Détection de structures linéaires brillantes à l'aide du détecteur rapport de Tupin143
5.8	Résultats de la détection de structure linéaire appliquée à des scénarii radar HR 147 $$
5.9	Résultats de la détection de structure linéaire appliquée à des scénari i radar HR 148 $$
5.10	Principe de l'approche contextuelle proposée pour l'extraction de routes 150
5.11	Choix des structures linéaires brillantes

5.12	Résultat de l'extraction du réseau routier dans les zones de l'image denses en objets manufacturés
5.13	Résultat de l'extraction du réseau routier dans les zones de l'image denses en objets manufacturés
B.1	Exemples de masques de détection de structures associés au filtre de Lopes 174
В.2	Modelisation statistique des distributions de l'amplitude filtrée pour diverses
B.3	Résultat de la classification après post-traitement pour différents filtres
B.4	Complément de résultats de la méthode de classification statistique
B.5	Complément de résultats de la méthode de classification statistique
B.6	Complément de résultats de la classification de scène après filtrage géométrique
	de la classe route
B.7	Complément de résultats de la classification de scène après filtrage géométrique
	de la classe route
C.1	Notre démarche de la classification sur paramètres
C.2	Paramètres de texture dérivés de la matrice de coocurrence
C.3	Exemple de confusion entre la végétation très brillante et les objets manufacturés190
C.4	Exemple de cibles naturelles et de cibles manufacturées
C.5	Calcul de dimension fractale sur deux exemples de cibles naturelle et artificielle 194
C.6	Valeur de la dimension fractale sur la base d'apprentissage
0.7	Resultat de la classification après correction de la classe vegetation et de la classe des objets manufacturées
C 8	Résultat de la classification après correction de la classe végétation et de la
0.0	classe des objets manufacturées
C.9	Résultat de la classification après correction de la classe végétation et de la
	classe des objets manufacturées
D 1	Complémente de régultate de l'étane de détection des partieus restilience par
D.1	transformée de Hough
D.2	Compléments de résultats de l'étape de détection des portions rectilignes par
	transformée de Hough
D.3	Compléments de résultats de l'étape d'extraction de routes par algorithme de
	suivi
D.4	Compléments de résultats de l'étape d'extraction de routes par algorithme de
	suivi

# Liste des tableaux

1.1	Les diverses bandes de fréquence utilisées en imagerie radar
2.1	Bandes allouées à l'observation
2.2	Paramètres d'acquisition des données RAMSES
3.1	Matrices de confusion théoriques pour l'image brute et l'image filtrée 73
3.2	Matrices de confusion expérimentale
3.3	Matrice de confusion moyenne sur plusieurs simulations de la chaîne globale 77
4.1	Paramètres de l'algorithme de suivi
4.2	Critères de qualité
B.1	Matrices de confusion théorique pour différents filtrage
D.1	Performances de la méthode de suivi

# Notations et Acronymes

ССТ	Centre de Télédétection Canadien
CNES	Centre National d'Etude Spatiale
ddp	Densité de probabilité
DLR	German Space Center
ENSEEIHT	Ecole Nationale d'Electrotechnique, d'Electronique, d'Informatique,
	d'hydraulique et des Télécommunications
ENST	Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris
ERIM	Enrivonmental Research Institut of Michigan
ERS	European Remote Sensing Satellite
HR	Haute Résolution
IGN	Institut Géographique National
MNT	Modèle Numérique de Terrain
MV	Maximum de Vraisemblance
ONERA	Office National d'Etudes et de Recherche Aerospatiales
ORFEO	Optical and Radar Federated Earth Observation
PFA	Probabilité de Fausse Alarme
PD	Probabilité de Détection
PRF	Pulse Repetition Frequency (Fréquence de Répétition des Impulsions)
RADARSAT	RADAR SATellite
RAMSES	Radar Aéroporté Multi-Spectral d'Etude des Signatures
ROS	Radar à Ouverture Synthétique
RSO	Radar à Synthèse d'Ouverture
SAR	Synthetic Aperture Radar
SEASAT	SEA SATellite
SLC	Single Look Complex
SPOT	Satellite Pour l'Observation de la Terre
TFA	Taux de Fausse Alarme
TFAC	Taux de Fausse Alarme Constant
ТΗ	Transformée de Hough

# Introduction

## Présentation générale

La télédétection est la technique qui, par l'acquisition d'images, permet d'obtenir de l'information sur la surface de la terre sans contact direct avec celle-ci. Cette technique est née du désir de l'homme d'observer et comprendre ce qui se passe dans son milieu de vie : prévisions météorologiques, surveillance des terres (cartographie de la végétation, évolution des agricultures, évolution des villes, cartographie des déboisements, etc.), surveillance militaire, étude de l'évolution des glaciers sont des exemples d'applications de la télédétection parmi de nombreuses autres.

D'une manière générale, le processus de télédétection consiste en plusieurs étapes. A l'origine, on dispose d'une source d'énergie (soleil, radar, etc.) qui illumine une cible (surfaces, scènes, objets, etc.). Une fois parvenue à la cible, l'énergie entre en interaction avec celle-ci. L'énergie diffusée par la cible est alors reçue à distance par un capteur (optique, radar, etc.) se trouvant sur une plateforme (avion, satellite, etc.). L'énergie enregistrée par le capteur est ensuite transmise à une station de réception où l'information est transformée en images. Après interprétation visuelle ou par ordinateur, de l'information est extraite pour traiter une application particulière (ex : interprétation de scènes urbaines, etc.).

Plusieurs types de plateformes, supportant le capteur, existent : ballon, drone, avion, véhicule spatial, etc. On s'intéresse en particulier dans le cadre de cette thèse aux plateformes spatiales et en particulier aux satellites d'observation.

En ce qui concerne les capteurs, deux grandes classes de systèmes imageurs sont généralement différenciées : les capteurs optiques et les capteurs radars.

Dans les deux cas le principe de formation de l'image est sensiblement le même : il s'agit de mesurer la quantité d'énergie réfléchie par la surface de la terre dans une certaine bande de fréquence du spectre électromagnétique.

Les capteurs optiques, comme les satellites de la famille SPOT, enregistrent la quantité d'énergie solaire réfléchie par la surface de la terre. Ce sont des capteurs dits *passifs*, dans la mesure où ils sont dépendants d'une source d'éclairage extérieure pour pouvoir enregistrer une image. Il n'est ainsi pas possible de générer une image en l'absence d'illumination solaire, c'est à dire en période nocturne. Le domaine électromagnétique exploité est celui de l'optique visible et de l'infrarouge. Les longueurs d'onde mises en jeu dans la formation d'une image optique sont sensibles à la teneur en eau de l'atmosphère, il est ainsi impossible de réaliser une image si le temps est couvert.

A l'inverse, les capteurs radars sont actifs : ils disposent de leur propre source d'illumination

dans des domaines hyperfréquences insensibles à l'atmosphère et à la vapeur d'eau. Ce type de capteur autorise ainsi les prises de vue quelle que soit l'heure (nuit et jour) et le temps (couvert, dégagé, etc.). L'inconvénient majeur de cette imagerie cohérente est le fort bruit multiplicatif (chatoiement ou speckle en anglais) qui entache les données, les rendant difficiles à interpréter pour un oeil non expérimenté. Il est important de noter que l'imagerie radar n'est en aucun cas un concurrent de l'imagerie optique. La nature de l'information enregistrée (sensibilité à la rugosité et à l'humidité des sols, sensibilité aux mouvements des surfaces imagées, pénétration du couvert végétal et de certains revêtements de sol) et les caractéristiques opérationnelles en font un complément indispensable de l'optique.

Un des challenges des constructeurs de systèmes spatiaux est d'atteindre des résolutions toujours plus fines. Alors que les premiers systèmes embarqués du type SEASAT ou ERS permettaient d'atteindre des résolutions de l'ordre de la trentaine de mètres, avec les futurs systèmes d'imagerie spatiale comme Cosmo-Skymed, TerraSAR X ou SAR-Lupe des données de résolution de l'ordre du mètre ou submétrique sont attendues. Cette amélioration continue des résolutions permet d'envisager de nouvelles applications liées entre autres aux techniques de reconnaissance de formes. Ainsi la détection et reconnaissance de structures manufacturées de plus en plus petites (de la route aux véhicules en passant par les bâtiments) sont envisageables avec la prochaine mise en orbite et exploitation de ces futurs capteurs radar.

Remarque : Il n'existe pas vraiment de norme pour les termes moyenne, haute ou très haute résolution. Les appellations sont différentes en particulier suivant les domaines d'applications civils ou militaires. Dans la thèse, on entend par "haute résolution" en radar, les résolutions inférieures ou égales au mètre.

### Objectifs de la thèse

Le cadre de ce travail de thèse se situe dans le domaine de l'analyse de scènes péri-urbaines par imagerie radar à synthèse d'ouverture (RSO) haute résolution (submétrique). Alors que de nombreux travaux privilégient l'exploitation de différents types de mesures radar (polarimétriques, interférométriques, etc.) qui ne sont pas toujours disponibles pour une scène donnée, le contexte de cette thèse se situe volontairement dans le cas où une seule image RSO complexe (Single Look complex : SLC) est à la disposition de l'utilisateur. La quantité d'informations exploitables à un instant donné est ainsi réduite mais c'est un cas très courant, rencontré aujourd'hui par les utilisateurs de données radar spatiales, et qui restera encore d'actualité dans les années qui viennent.

"L'analyse de scènes" est un terme très général qui regroupe plusieurs techniques scientifiques. L'objectif est le même dans tous les cas : *l'extraction d'informations à partir de données bruitées afin de comprendre au mieux la scène sous-jacente*. Les méthodes d'interprétation d'une image spatiale radar peuvent être séparées en deux grandes familles de traitement :

- Les techniques par traitement du signal qui font appel à la physique de la formation du signal (i.e. interaction onde-matière, etc.). Il s'agit généralement d'étudier et caractériser le comportement électromagnétique de la scène en fonction des conditions de prise de vue (angle d'observation, fréquence du signal émis, etc.). L'analyse est effectuée à l'échelle du pixel et l'image est traitée comme un signal. Ainsi les méthodes développées sont inspirées des communautés traitement du signal et théorie de l'information. Certains travaux récents proposent d'effectuer une analyse temps-fréquence du signal [OVCB03]. D'autres travaux sont consacrés à étudier l'évolution de l'information dans plusieurs sous-vues de la même scène [Tis04] [Hen03].

- Les techniques par traitement de l'image qui ont une approche macroscopique du problème. Les diffuseurs sont étudiés en groupe (on parle d'objet, de structure et de région). Les algorithmes développés sont inspirés de la communauté traitement de l'image (analyse d'image, reconnaissance de forme, classification d'image,...) et exploitent les propriétés radiométriques et géométriques des images, des objets et structures de la scène.

Ces deux approches apportent un type d'informations différent sur la scène étudiée. Elles peuvent ainsi s'inspirer l'une de l'autre pour remplir au mieux leur mission respective, tout en sachant qu'une fusion des deux serait l'idéal.

En milieu urbain, les informations que l'on peut extraire sont nombreuses : parcs, cours d'eau, parkings, routes, immeubles, zones résidentielles, etc. Vouloir extraire automatiquement l'ensemble des informations avec une qualité "acceptable" est très ambitieux et doit être considéré comme un objectif à atteindre dans les prochaines décennies.

Dans l'ensemble des informations à extraire, l'extraction du réseau routier est un cas particulier intéressant. De nombreuses applications civiles et militaires y sont liées :

- Mise à jour de cartes,
- surveillance du trafic,
- surveillance des frontières,
- estimation de la traficabilité des routes,
- etc.

C'est pourquoi l'extraction du réseau routier a été choisie comme application dans l'analyse de scènes qui a été étudiée dans cette thèse.

L'objectif précis de la thèse consiste à utiliser l'approche "traitement de l'image" pour l'analyse de scènes radar urbaines haute résolution (HR). Alors que les techniques de traitements dites "moyenne résolution" sont assez bien maîtrisées, l'interprétation de données haute résolution est un point délicat. Il ne s'agit pas ici de proposer une chaîne opérationnelle d'analyse d'images HR mais de proposer une méthodologie d'analyse de ce type de données complexes. Ainsi les travaux se sont organisés autour de deux axes principaux :

- Obtenir une pré-classification supervisée d'une scène sur des classes d'intérêt en utilisant des pré-traitements et des lois de distribution du bruit adaptées à l'imagerie radar haute résolution. L'objectif de cette classification est d'obtenir une première "idée" de l'occupation des sols.
- Utiliser le résultat de cette pré-classification supervisée pour piloter et contraindre l'extraction du réseau routier tout en y introduisant de l'information contextuelle. L'extraction a été réalisée en essayant de s'affranchir au maximum des étapes manuelles et de saisie de paramètres dans le souci de tendre vers une extraction la plus automatique possible.

### L'originalité de la thèse vient des points suivants :

- Pilotage et contrainte de l'extraction de routes par le résultat d'une pré-classification de

la scène,

- Utilisation d'une fonction de coût probabiliste dans l'algorithme d'extraction de route par suivi,
- Mise au point d'un nouvel opérateur de détection de structures brillantes,
- Utilisation d'information contextuelle pour traiter les cas difficiles d'extraction de routes (densité importante d'objets brillants).

### Structure du rapport

Ce rapport est organisé autour de cinq chapitres.

Le chapitre 1 permet de résumer les principes généraux de l'imagerie radar et de la physique de la formation du signal radar nécessaires à la compréhension de l'imagerie radar.

Le contexte de cette thèse étant l'analyse d'image radar haute résolution de scènes urbaines, le **chapitre 2** est consacré à ce problème. L'amélioration de la résolution de ce type d'imagerie s'accompagne d'une évolution de la nature de l'information qu'il est important de comprendre afin de pouvoir adapter les traitements existants à ce type de données. Nous allons en particulier voir que la complexité des images est liée non seulement à la complexité des scènes étudiées mais aussi à la complexité du signal radar enregistré à ces résolutions. Suite à cette analyse, la problématique de l'interprétation de scène est introduite puis une méthodologie pour l'extraction de structures artificielles (crées par l'homme) est proposée. Le problème est résolu par une approche hiérarchique qui travaille en plusieurs niveaux en détectant à chaque niveau des objets de plus en plus petits. Ainsi au premier niveau de la chaîne, il s'agit de réaliser une classification de scène alors que le dernier niveau traite du difficile problème de reconnaissance et identification de cibles (ou objets). Dans la suite de ce rapport, cette chaîne hiérarchique a été plus précisément appliquée au contexte de l'extraction quasi-automatique du réseau routier.

Le chapitre 3 est dédié au problème de classification de scènes urbaines. L'objectif est de déterminer l'occupation globale des sols. Ce résultat est ensuite utilisé pour piloter des algorithmes de haut niveau d'extraction de structures manufacturées. La difficulté majeure de la classification de scène aux résolutions considérées ici est que de certaines classes sont difficilment différentiables sur la seule information radiométrique. Ainsi alors que les méthodes existantes dédiées aux images moyennes résolutions travaillent principalement avec cette information, une autre approche doit être envisagée ici.

Le chapitre 4 traite de l'extraction de routes. Tout d'abord un état de l'art détaillé des techniques d'extraction de routes ainsi qu'une analyse précise du problème permet de mettre en évidence les difficultés du problème. Une méthode d'extraction quasi automatique à base de transformée de Hough et d'algorithme de suivi est ensuite proposée. Ainsi nous évaluons et analysons chacun de ces outils et proposons des solutions adaptées afin de robustifier, fiabiliser et rendre quasi-automatique l'extraction.

La limitation principale de la méthode précédente d'extraction de routes concerne certaines configurations très perturbées de l'urbain dense : les réponses des bâtiments et des objets manufacturés sont parfois tellement fortes qu'elles masquent une grande partie des routes, ce qui les rend difficiles à extraire ensuite par l'algorithme de suivi. Le **chapitre 5** traite des solutions possibles à cette limitation afin d'obtenir le résultat le plus complet possible. L'idée principale est d'assister le processus d'extraction de routes, dans ces zones perturbées par un contexte riche, en introduisant des connaissances sur la localisation de certains objets contextuels des routes. Une approche contextuelle de l'extraction de route est ainsi proposée et des solutions pour la détection automatique des objets contextuels en milieu urbain sont envisagées.

Chaque étape de cette chaîne est testée sur un jeu de données réelles acquises par un capteur très haute résolution aéroporté, et validée à partir de critères de performances adaptés au problème. La démarche d'évaluation s'appuie sur une vérité terrain à partir de données IGN (BdTopo<sup>®</sup>).

# L'imagerie RSO : principe de formation et propriétés des images

a	•
Somm	aire
Soum	anc

1.1 Fondement physique de l'imagerie RSO	7
1.1.1 Le domaine du spectre électromagnétique : choix é	de la longueur d'onde. 8
1.1.2 La polarisation d'une onde $\ldots \ldots \ldots \ldots$	10
1.1.3 Rétrodiffusion et rugosité	
1.2 Principe de formation des images RSO	13
1.2.1 Le radar à antenne réelle $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$	
1.2.2 Le radar à synthèse d'ouverture	
1.3 Caractéristiques des images RSO	
1.3.1 Propriétés géométriques	
1.3.2 Propriétés radiométriques : le chatoiement (ou $sp$	peckle)
1.4 Les données RSO	
1.5 Résumé et conclusion	

L'objectif principal de ce premier chapitre est de poser les bases de l'imagerie radar nécessaires à la compréhension de l'information contenue dans les images RSO. Dans un premier temps, nous résumons les bases physiques de l'imagerie radar avant de présenter le principe de formation des images RSO. Un intérêt tout particulier est porté à expliquer les méthodes de traitement du signal utilisées pour atteindre des résolutions de plus en plus petites, à savoir la compression d'impulsion et la synthèse d'ouverture. Dans un deuxième temps, les diverses propriétés spécifiques des données RSO (bruit de Speckle, géométriques et radiométriques) sont résumées. Enfin nous concluons sur une présentation des différents types de données RSO.

### 1.1 Fondement physique de l'imagerie RSO

Le capteur radar est un capteur actif qui émet une onde hyperfréquence polarisée dans une direction donnée, et qui enregistre le signal réfléchi par la surface terrestre dans une polarisation donnée.

Le contenu du signal rétro-diffusé par la surface terrestre est fonction de deux catégories de paramètres : les paramètres liés aux caractéristiques du système radar (longueur d'onde, polarisation, angle d'incidence) et les paramètres liés aux propriétés de la surface imagée (type de couvert, taux d'humidité, propriété électrique, relief, rugosité, etc.).

Les sections suivantes permettent d'illustrer et d'expliquer ces propos.

# 1.1.1 Le domaine du spectre électromagnétique : choix de la longueur d'onde.

Les longueurs d'onde utilisées en imagerie radar sont rappelées dans le tableau 1.1. Une onde du spectre électromagnétique est sensible aux obstacles de dimensions semblables à sa longueur d'onde. La portion du spectre électromagnétique utilisée en imagerie radar couvre une longueur d'onde d'une étendue variant du mètre au centimètre. Ces longueurs d'onde sont grandes par rapport aux ondes visibles et infrarouges, ce qui explique leur choix en télédétection : elles sont quasiment insensibles aux différentes couches de l'atmosphère.

Parmi le spectre des hyperfréquences, le choix de la longueur d'onde est guidée par deux critères importants :

- La sensibilité à la traversée de l'atmosphère : les longueurs d'onde insensibles à l'atmosphère sont généralement préférées;
- La sensibilité à la matière : les propriétés d'interaction onde-matière ne sont pas les mêmes en bande P qu'en bande K<sub>a</sub>. Suivant l'application visée par la mission satellitale (étude du couvert végétal, étude des sous-sols), le choix de la longueur d'onde ne sera pas le même.

Bande	Fréquence (GHz)	Longueur d'onde (cm)
Р	0.225-0.39	133-76.9
L	0.39 - 1.55	76.9-19.3
S	1.55 - 4.20	19.3-7.1
С	4.20-5.75	7.1-5.2
Х	5.75 - 10.9	5.2-2.7
K <sub>u</sub>	10.9-22	2.7-1.36
Ka	22-36	1.36-0.83

TAB. 1.1 - Les diverses bandes de fréquence utilisées en imagerie radar.

### 1.1.1.1 Traversée de l'atmosphère

Les deux couches délicates à traverser par une onde du spectre électromagnétique sont la couche basse troposphérique et la couche haute ionosphérique.

### ◊ Traversée de la troposphère

Les limitations liées à la troposphère sont dues à la vapeur d'eau et aux poussières présentes dans cette couche. Celles-ci induisent une dilatation des distances des bandes hyperfréquences de plus petite longueur d'onde. Ainsi les ondes les plus longues (L et P) traversent quasiment sans atténuation les couches basses de l'atmosphère (insensibilité à la couche nuageuse, la bruine, la poussière et la pluie fine) par rapport aux ondes courtes ( $K_u$  et  $K_a$ ) qui sont sensibles aux petites poussières et à l'eau.

#### ♦ Traversée de la ionosphère

Les limitations liées à la ionosphère sont dues à la teneur en ion importante de cette couche. L'indice de réfraction ionosphérique est une fonction inverse de la fréquence. Ainsi plus celle-ci est grande, plus la traversée de la couche ionosphérique sera possible (en théorie les ondes inférieures à 30MHz se réfléchissent sur la ionosphère et ne la traversent pas). Ce sont donc cette fois les ondes longues qui sont sensibles à la ionosphère (couche supérieure de

#### ◊ Résumé

l'atmosphère).

Pour résumer, les bandes basses hyperfréquences  $K_u$  et  $K_a$  subissent des atténuations dans les couches basses de l'atmosphère alors que les bandes hautes hyperfréquences subissent de fortes dispersions à la traversée de l'ionosphère. C'est pourquoi les bandes L, S, C et X sont les plus utilisées des ondes hyperfréquences dans un contexte spatial (observation, télécommunications, navigation, etc.).

#### 1.1.1.2 L'application : interaction onde-matière

Suivant la longueur d'onde utilisée, la scène sous-jacente n'aura pas la même réponse. Le choix de la longueur d'onde est ainsi fortement guidé par ce que nous voulons étudier (i.e. l'application).

La figure 1.1 donnent des exemples d'images radar acquises en bande X et en bande  $K_u$ . Ces images radar sont acquises par la capteur RSO du Sandia National Laboratories et sont extraites de leur site internet<sup>1</sup>. La résolution est métrique.

Les grandes longueurs d'onde traversent facilement la canopée <sup>2</sup> et pénètrent certains types de sol. Ainsi les bandes L et P sont utilisées pour des applications géophysiques (cartographie des «sous-sol» naturels [LPAB<sup>+</sup>04], étude de la biomasse, classification des agricultures [SE97], etc.).

Les longueurs d'onde plus petites sont plus sensibles à la rugosité. Ainsi la bande X est caractérisée par une diffusion de surface. Elle est ainsi préférée pour les applications militaires et l'étude du milieu urbain (cartographie, reconnaissance de structure, haute résolution spatiale). Les futures missions spatiales haute résolution (Cosmo-Skymed, SAR-Lupe, etc.) privilégient cette bande de fréquence.

En bande  $K_u$  et  $K_a$ , caractérisées par de petites longueurs d'onde, de nombreuses surfaces sont rugueuses comme le montre les images de la figure 1.1. En bande  $K_u$ , les ombres se distinguent facilement radiométriquement des autres surfaces de la scène, pour la grande majorité rugueuses par rapport à la longueur d'onde du signal incident (exemple de l'ombre du monument central de l'image 1.1 (c)). Ceci n'est pas toujours le cas en bande X, pour laquelle un nombre plus important de surfaces sont spéculaires et donc confondues radiométriquement avec les ombres.

#### 1.1.1.3 Conclusion sur le choix de la longueur d'onde

Les bandes C et S constituent généralement un compromis acceptable entre toutes les applications et les propriétés atmosphériques requises; c'est pourquoi elles sont exploitées par les missions satellitales en cours (ERS 1&2, Radarsat 1&2, etc.).

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>http://www.sandia.gov/radar/

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>couvert végétal



(a) Isleta Lake, Isleta Pueblo, Nouveau Mexique, Etats Unis



(b) Albuquerque, Nouveau Mexique, Etats Unis



DC, Etats Unis

### Images radar en amplitude en bande X

(d) The Jefferson Memorial, Washington DC, Etats Unis

### Images radar en amplitude en bande Ku

FIG. 1.1 - Exemples d'images radar dans deux bandes de fréquence différentes

### 1.1.2 La polarisation d'une onde

Une notion importante en imagerie radar est la notion de polarisation. Avec la longueur d'onde, son choix influe beaucoup sur la nature de l'information de l'image RSO .

La polarisation d'une onde représente l'orientation de son champ électromagnétique. Plus précisément, elle décrit le lieu de l'extrémité de son champ électrique  $\vec{E}$  (voir figure 1.2). Généralement ce lieu de point est une ellipse mais peut dans certains cas particuliers dégénérer en un segment linéaire (on parle de polarisation linéaire) ou un cercle (on parle de polarisation circulaire). Dans le domaine de l'observation radar, on utilise des polarisations linéaires. Parmi celles-ci, deux cas particuliers sont à distinguer :

- la polarisation H, pour laquelle le champ  $\vec{E}$  est parallèle à la surface éclairée,
- la polarisation V, pour laquelle le champ  $\overline{E}$  est dans un plan orthogonal à la surface éclairée.

Un système radar est généralement conçu pour émettre et recevoir une polarisation donnée, mais certains nouveaux systèmes peuvent émettre et recevoir au choix dans les deux polarisa-



FIG. 1.2 - Définition de la polarisation d'une onde

tions. On distingue quatre combinaisons de polarisations de transmission et de réception :

- HH : émission et réception en polarisation horizontale;
- VV : émission et réception en polarisation verticale;
- HV : émission en polarisation horizontale et réception en polarisation verticale ;
- VH : émission en polarisation verticale et réception en polarisation horizontale.

Les données enregistrées dans les deux premières configurations de polarisation sont appelées données simple polarisation, alors que celles enregistrées dans les deux suivantes sont appelées données à polarisation croisée (cross-polar).

Suivant la combinaison de polarisations utilisée, le signal enregistré n'est pas le même. Les interactions onde-matière peuvent dépolariser l'onde reçue selon les propriétés électriques de la surface irradiée. Ainsi l'exploitation de données polarimétriques donne une information sur ces propriétés de dépolarisation d'une surface ou d'un objet. L'information polarimétrique est complète et pleinement exploitable si on possède pour une surface sa réponse aux quatre combinaisons de polarisations précédentes. De la connaissance de ces grandeurs est généralement déduite la matrice de rétrodiffusion de la cible ou surface qui donne différentes informations relatives à leurs propriétés électriques : le type de mécanismes de rétrodiffusions dominants (voir section 1.1.3) [Zy199] [CP96b] [CP96a], le taux d'humidité des sols, leurs permittivités, leurs rugosités, etc.

Dans le cadre de ces travaux, nous ne disposons pas de données polarimétriques : seule la réponse dans un seul canal est disponible. C'est pourquoi nous ne détaillerons pas plus les notions relatives à la polarimétrie dans ce rapport.

### 1.1.3 Rétrodiffusion et rugosité

Le coefficient de rétrodiffusion permet de caractériser la puissance avec laquelle les différents éléments de la scène ont réfléchi l'onde incidente; il correspond au pourcentage d'énergie incidente qui est renvoyée vers le capteur (figure 1.3).

La notion de rugosité d'une surface est étroitement liée à la notion de coefficient de rétrodiffusion. Elle traduit la capacité d'une surface à renvoyer plus ou moins d'énergie vers le capteur. Le degré de rugosité d'une surface est fonction de la longueur d'onde. Le critère de Rayleigh dit qu'une surface est lisse par rapport à une longueur d'onde  $\lambda$  sous une incidence  $\theta$  si l'écart type des hauteurs de la surface  $\Delta h$  vérifie la contrainte suivante [UMF82] :

11

$$\Delta h < \frac{\lambda}{8\cos\theta}$$

Ainsi une surface peut être lisse par rapport aux grandes longueurs d'onde et être rugueuse par rapport aux longueurs d'onde plus petites.



FIG. 1.3 - Définition du mécanisme de rétrodiffusion

On distingue généralement quatre mécanismes de rétrodiffusion principaux, illustrés sur la figure 1.4, qui correspondent à un renvoi plus ou moins important d'énergie vers le capteur :

- La réflexion spéculaire ou miroir : peu ou pas d'énergie revient vers le capteur (sauf dans le cas particulier d'une observation au nadir). C'est le cas des surfaces peu rugueuses par rapport à la longueur d'onde. Les zones concernées sont généralement très sombres sur les images radar.
- Les multiples rebonds (doubles généralement) : il s'agit principalement des coins réflecteurs (angles droits entre deux surfaces ). Ils se caractérisent par un retour très fort vers le capteur ; les zones concernées apparaissent très brillantes.
- La rétrodiffusion par des surfaces rugueuses : Les surfaces rugueuses diffusent l'onde incidente dans une multitude de direction et seule une partie de l'onde est renvoyée vers le capteur. Les zones concernées sont de radiométrie sombre dans les images.
- La rétrodiffusion de volume : il s'agit principalement des couverts végétaux. Comme précédemment une partie seulement de l'onde est renvoyée vers le capteur. D'un point de vue polarisation, ce type de mécanismes a la particularité de totalement dépolariser l'onde incidente [Zyl99].



FIG. 1.4 - Les différents mécanismes de rétrodiffusion

Le coefficient de rétrodiffusion dépend de la rugosité des surfaces imagées mais aussi des paramètres du capteur (fréquence, incidence, polarisation), des propriétés électriques (humidité en particulier) et de la pente locale des surfaces. Sous certaines conditions de prise de vue (incidence, bandes de fréquence), le coefficient de rétrodiffusion est parfaitement connu sur certains types de surface (sol nu, forêts, mer, constructions) et des tables de coefficient de rétrodiffusion existent. La connaissance de ces grandeurs est généralement exploitée pour vérifier la calibration d'un capteur.

### 1.2 Principe de formation des images RSO

Nous posons ici les bases de la formation d'une image radar à synthèse d'ouverture. Cette section est inspirée de divers ouvrages [Maî01] et thèses [Oll04] [Hen03].

### 1.2.1 Le radar à antenne réelle

### 1.2.1.1 Principe et géométrie d'acquisition

Le radar imageur **à visée latérale** et à antenne réelle a été le premier radar imageur utilisé. Son fonctionnement est simple et illustré sur le figure 1.5.

Il émet des trains d'impulsions d'ondes hyperfréquences dans une polarisation donnée et dans une direction oblique à la scène. Il est généralement monté sur une plateforme aéroportée ou, embarqué sur un satellite qui suit une trajectoire rectiligne. Ces ondes sont réfléchies ensuite par la surface de la terre; ce sont les échos retournés qui permettent la formation de l'image.



FIG. 1.5 - Principe du radar à antenne réelle

Pour réaliser une image, le capteur fonctionne successivement en mode émission puis réception (figure 1.6). A un instant t donné, une impulsion d'une certaine durée  $\tau$  est émise. Le capteur bascule ensuite en monde réception et enregistre pendant une certaine durée  $\Delta t$ , les échos renvoyés par la scène observée. Cet enregistrement permet la formation d'une ligne de l'image. Après une durée égale à  $\frac{1}{PRF}$ , la PRF désignant la fréquence de répétition des impulsions, le capteur bascule à nouveau en mode émission et une nouvelle impulsion est émise. Entre l'instant t et  $(t + \frac{1}{PRF})$ , le porteur, de vitesse v, s'est déplacé d'une distance  $\frac{v}{PRF}$ , ce qui permet l'acquisition de la ligne suivante et donc le balayage des colonnes de l'image.

On désigne généralement par **azimut** la direction de déplacement du porteur, et **distance** la direction perpendiculaire à cette direction, correspondant à la seconde dimension de l'image.



FIG. 1.6 - Principe de formation des images.

En azimut le signal est naturellement échantillonné à la fréquence de répétition des impulsions (PRF). En distance la fréquence d'échantillonnage Fe est choisie par les designers du système : le signal enregistré à chaque émission d'impulsion est un signal continu qui est ensuite numérisé par un CAN (convertiseur analogique numérique) pour être stocké et traité.

### 1.2.1.2 Le signal radar enregistré

L'information enregistrée par un imageur radar est une donnée complexe. La composante d'amplitude donne une information sur la nature des objets composant la scène. La composante de phase porte une information sur le trajet parcouru par l'onde et donc la topologie du terrain. Elle n'est pas exploitable seule mais toujours en couple d'images acquises sous des angles d'incidence différents et très proches (conditions interférométrique).

Seule la composante d'amplitude d'une image radar est généralement exploitée.

### 1.2.1.3 Notion de résolution d'un capteur

Il est important de différencier la résolution d'un capteur de la résolution d'une image.

La résolution spatiale d'un système correspond à la distance minimale entre deux réflecteurs au sol pour qu'ils soient séparés sur une image. Dans les deux directions, cette dernière est dépendante des paramètres du capteur.

La résolution d'une image correspond au pas d'un pixel c'est à dire à la dimension au sol qu'il représente. Dans les deux directions, cette résolution est liée aux fréquences d'échantillonnage du signal (PRF et Fe).

La résolution d'une image est généralement choisie moins grande que celle du système afin d'être en accord avec le théorème d'échantillonnage de Shannon.

La résolution est dite "haute" si la taille des cellules de résolution sont petites, et inversement la résolution sera "basse" pour de grandes cellules de résolutions. On parle généralement de haute résolution (ou grande résolution) lorsque cette dernière approche le mètre (inférieur à 2-3 mètres). Les moyennes ou basses résolutions désignent des résolutions de l'ordre de quelques dizaines à centaines de mètres.

Par la suite, L désigne la largeur de l'antenne,  $\tau$  la durée de l'impulsion,  $\lambda$  la longueur d'onde du train émis, c la célérité de la lumière,  $\delta_d$  la résolution du système en distance,  $\delta_a$  la résolution du système en azimut.

Enfin dans ce qui suit le terme résolution désigne la résolution du système.

#### $\diamond$ La résolution en distance

La résolution en distance est fonction uniquement de la durée  $\tau$  de l'impulsion émise. Deux cibles seront différentiables si leur échos ne se superposent pas. Pour cela, il faut que ces échos soient séparés d'une durée au minimum égale à  $\tau$  (figure 1.7). La résolution radiale en distance  $\delta_d$  est ainsi donnée par la distance radiale minimale entre deux cibles pour que leurs échos ne soient pas mélangés, à savoir  $\frac{c\tau}{2}$  (équation 1.1). La résolution projetée au sol est alors donnée par l'équation 1.2, pour une onde émise sous une incidence  $\theta_i$ .

$$\delta_d = \frac{c\tau}{2} \tag{1.1}$$

$$\delta_{d_{proj}} = \frac{c\tau}{2\sin(\theta_i)} \tag{1.2}$$



FIG. 1.7 - Résolution en distance

La figure (a) représente le cas de figure favorable où les deux cibles sont suffisamment éloignées l'une de l'autre, par rapport à la durée de l'impulsion, pour que leur échos soient séparés. La figure (b) représente le cas contraire, les deux échos se chevauchent, car la distance radiale entre les deux cibles est inférieure à la longueur de l'impulsion émise.

Pour obtenir une bonne résolution en distance, il faut donc une durée d'impulsion très brève. Considérons le cas du satellite ERS, pour obtenir une résolution de 20m il faudrait une durée d'impulsion de 20ns. L'idéal serait de s'approcher du Dirac pour atteindre des résolutions métriques, ce qui est impossible technologiquement : l'émission d'une impulsion très courte ayant une puissance suffisante n'est pas réalisable. Le principe de la compression d'impulsion employé par les systèmes RSO permet de palier ce problème.

#### $\diamond$ La résolution en azimut

La résolution en azimut est fonction de l'angle d'ouverture  $\beta$  du lobe principal du diagramme d'antenne du signal émis(figure 1.8). Pour que deux cibles soient séparables en azimut, il faut qu'elles ne soient pas dans le lobe d'antenne au même moment.

L'ouverture d'antenne est conventionnellement calculée à -3dB. En première approximation [Maî01], elle est donnée par l'équation :



FIG. 1.8 - Resolution en azimut

A une distance R du capteur (l'angle d'ouverture de l'antenne est généralement assez petit pour être assimilé à son sinus, étant données les bandes de fréquences de l'onde émise), on obtient une résolution égale à :

$$\delta_a = R\beta = R\frac{\lambda}{L} \tag{1.4}$$

Ainsi la résolution azimutale dépend de la distance radiale au capteur. Elle est en théorie non constante sur toute la largeur de la fauchée : les cibles au plus proche (*Near Range*) du capteur ont une résolution meilleure que celle au plus loin (*Far Range*).

On fait souvent l'hypothèse que la largeur de la fauchée est suffisamment petite devant l'altitude du porteur, pour se permettre l'approximation d'une résolution azimutale constante. Finalement, la résolution azimutale est donnée par la formule :

$$\delta_a = \frac{H\lambda}{L\cos\theta_i} \tag{1.5}$$

Il est important de remarquer que la résolution en azimut est inversement proportionnelle à la longueur de l'antenne. Pour augmenter, la résolution en azimut, il faut donc travailler avec des antennes très grandes. Considérons le cas du satellite ERS. L'incidence est de 23 °, la longueur d'onde  $\lambda = 5.6cm$  et l'altitude du porteur est de 800km. Dans ces conditions pour obtenir une
résolution de 20m, il faudrait une antenne de longueur 2.5km : les limites du radar imageur à antenne réelle apparaissent ici.

### 1.2.2 Le radar à synthèse d'ouverture

L'obtention de résolutions décamétriques avec une antenne réelle à visée latérale n'est ainsi pas possible. Le principe du radar à synthèse d'ouverture est de simuler par des techniques de traitement du signal adéquates, les conditions nécessaires à l'amélioration de la résolution. Ainsi le principe dit de compression d'impulsion permet de simuler l'émission d'une onde de durée très courte, autorisant de grandes résolutions en distance et de puissance compatible avec la technologie embarquée actuelle. La méthode de synthèse d'ouverture permet quant à elle, en exploitant l'effet Doppler, de simuler une antenne de très grande dimension et d'améliorer ainsi considérablement la résolution en azimut.

#### 1.2.2.1 La compression d'impulsion

Pour améliorer la résolution en distance, on émet des signaux linéairement modulés en fréquence autour d'une fréquence centrale  $f_c$ . Ces signaux sont communément appelés *chirp* et sont définis pour un signal de durée  $\tau$  par l'equation 1.6.

$$e(t) = Ae^{2j\pi(f_c t + \frac{Kt^2}{2})} \ \forall t \in [-\frac{\tau}{2}, \frac{\tau}{2}]$$
(1.6)

K désigne le taux de modulation, il est défini par  $K = \frac{B_c}{\tau}$  avec  $B_c$  la largeur de bande passante du signal.

Ces signaux ont la particuliarité de posséder une grande bande passante. De plus le résultat du filtrage adapté du signal par lui même est un signal comprimé (sinus cardinal), de largeur de bande inversement proportionnelle à  $B_c$  [Maî01]. Le principe de la compression d'impulsion exploite cette propriété très intéressante des chirps. A la réception des échos réfléchis par la surface irradiée par un chirp, un filtrage adapté de ces signaux avec le signal émis par l'antenne est effectué. La réponse impulsionnelle du système est ainsi un sinus cardinal dont la largeur à -3dB (durée de l'impulsion à -3dB) est égale à  $\tau = \frac{1}{B_c}$ . La résolution radiale en distance du système devient finalement :

$$\delta_d = \frac{c\tau}{2} = \frac{c}{2B_c} \tag{1.7}$$

La résolution dépend maintenant uniquement de la bande passante du chirp. Plus celle-ci sera grande, meilleure sera la résolution en distance. Par exemple, une résolution de 1 mètre est facilement accessible via une bande de fréquence de 150MHz de large. Le capteur haute résolution aéroporté RAMSES de l'ONERA utilise des largeurs de bande jusqu'à 1200MHz pour atteindre des résolutions de l'ordre de la dizaine de centimètres.

Enfin pour respecter le théorème de Shannon, la fréquence d'échantillonnage en distance doit vérifier la contrainte suivante  $Fe \ge B$ . Dans la pratique, ce critère se traduit par le choix d'une résolution de l'image en distance plus grande que la résolution du système.

#### 1.2.2.2 La synthèse d'ouverture

Pour augmenter la résolution en azimut, un procédé similaire est employé. Il s'agit d'exploiter la modulation linéaire de fréquence induite naturellement par l'effet Doppler découlant du mouvement relatif du porteur par rapport à la scène fixe.

Pendant le temps où la trace du faisceau de l'antenne se déplace au sol, elle illumine plusieurs fois les différents éléments de la zone imagée (on parle de temps d'illumination). A chaque enregistrement d'un écho, le porteur s'est déplacé par rapport à la scène. La distance relative scène-capteur, ainsi que l'angle d'incidence local, varient donc localement entre deux réceptions. La synthèse d'ouverture (SO) consiste à combiner de façon intelligente ces différentes réponses d'une même cible vue sous des angles différents dans la direction de déplacement du porteur. La figure 1.9 présente le principe de la synthèse d'ouverture.



FIG. 1.9 - Principe de la synthèse d'ouverture Chirp naturel induit par le mouvement relatif du porteur par rapport à la cible fixe

Considérons une cible fixe au sol et notons  $R_0$  la distance minimale (à Doppler zéro) entre la cible et l'antenne. Considérons un repère (Oxy) tel que le centre O soit positionné sur la cible fixe, et l'axe (Oy) soit orienté dans le sens de déplacement du porteur. L'origine des temps est placée au moment où le satellite est à une distance  $R_0$  de la cible. Enfin le porteur a une vitesse constante notée v. Dans la suite,  $f_c$  désigne la fréquence centrale de l'onde émise.

La cible est illuminée plusieurs fois par l'antenne. A un instant donné t, la vitesse du porteur étant supposée constante, la position y de ce dernier dans le repère (Oxy) lié à la cible est donnée par y = vt. En supposant  $R_0$  très grand devant y, on en déduit la distance relative R(t) du porteur et de la cible.

$$R(t) = \sqrt{R_0^2 + y^2} = \sqrt{R_0^2 + (vt)^2} \simeq R_0 + \frac{(vt)^2}{2R_0}$$
(1.8)

La phase instantanée  $\phi(t)$  de l'onde réfléchie par la cible, après le parcourt aller-retour entre le capteur et la cible, est alors la suivante :

$$\phi(t) = 2\pi f_c (t - \frac{2R(t)}{c})$$
(1.9)

Ce qui correspond à une fréquence instantanée :

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d^2 R(t)}{dt^2} = f_c - \frac{2f_c v^2 t}{cR_0} = f_c - \frac{2v^2 t}{\lambda R_0}$$
(1.10)

La variation de la distance relative cible-porteur entraine ainsi une variation de la vitesse relative du porteur par rapport à la cible et donc un effet Doppler. La fréquence Doppler résultante à un instant t vaut :

$$f_D = f(t) - f_c = -\frac{2v^2t}{\lambda R_0}$$
(1.11)

L'onde reçue par la cible pendant l'intervalle de temps, a ainsi une fréquence linéairement variable en fonction du temps et de la vitesse du porteur. Il peut être vu comme un chirp dont la bande passante  $B_D$  est fonction de la durée d'illumination de la cible par l'antenne. Le choix d'une résolution à -3dB du lobe d'antenne, nous donne la valeur de cette période T d'illumination  $T = \frac{R_0\lambda}{Lv}$ . On en déduit :

$$B_D = \frac{2v^2T}{\lambda R_0} = \frac{2v^2 R_0 \lambda}{R_0 \lambda L v} = \frac{2v}{L}$$
(1.12)

Soit une durée d'impulsion :

$$\tau' = \frac{1}{B_d} = \frac{L}{2v}$$

La résolution en azimut d'un système radar RSO correspond alors à la distance parcourue pendant cet intervalle  $\tau'$ , à savoir :

$$\delta_a = v\tau' = \frac{L}{2} \tag{1.13}$$

La résolution en azimut dépend ainsi uniquement de la taille de l'antenne réelle embarquée à bord du porteur. Contrairement aux cas des radar à antennes réelles, plus l'antenne est petite, meilleure est la résolution.

Ainsi dans le cas d'ERS et de son antenne de 10 mètres, le processus de synthèse d'ouverture permet d'atteindre une résolution de 5 mètres contre 4.5 km sans synthèse d'ouverture.

Finalement rappelons que l'échantillonnage en azimut est naturellement effectué par la fréquence de répétition des impulsions (PRF). L'étendue spectrale en azimut étant égale à  $B_D$ , le théorème de Shannon implique la contrainte suivante sur la PRF :

$$PRF \ge B_D$$
 c'est à dire  $PRF \ge \frac{2v}{L}$  (1.14)

#### 1.2.2.3 Résumés et améliorations supplémentaires de la qualité de l'image

#### ◊ Résumé du principe du radar à synthèse d'ouverture

Pour résumer, la formation des données RSO est schématisée sur la figure 1.10.

Les données en sortie du traitement de compression d'impulsion sont apellées **données brutes** (ou *raw data* en anglais). Rappelons que l'image SAR est décrite par une image complexe. L'image en amplitude de cette image complexe est souvent appelée "donnée détectée" ou



FIG. 1.10 - Chaîne complète de formation d'une image SAR

même titre que la puissance de cette dernière (représentant l'image en intensité).

#### $\diamondsuit$ Traitements supplémentaires liés à la méthode de synthèse

En pratique, trois problèmes majeurs interviennent lors de la synthèse de l'image RSO :

- La migration en distance radiale. Cette limitation intervient lorsque la taille de l'antenne synthétique est très grande. Elle se traduit par l'enregistrement d'une même cible sur deux cases «distance» différentes : la variation de distance cible-radar n'est pas constante au cours du temps mais décrit un schéma parabolique. La conséquence directe de ce phénomène est que l'écho d'une cible est décalé temporellement, dans l'intervalle d'acquisition, de l'enregistrement d'un écho au suivant : on dit que la réponse d'une cible migre. Si cette migration devient supérieure à l'étendue temporelle d'une cellule de résolution, la réponse d'une cible va se retrouver décalée en distance. Le schéma parabolique de la distance cible-radar se retrouve ensuite sur l'image.

Le traitement de ces migrations en distance est effectué avant la synthèse d'ouverture (souvent en même temps que la compression d'impulsion); il consiste à multiplier le signal par une rampe de phase dans la direction des distances, de façon à compenser la variation de distance cible-radar.

- Le dépointage. Dans les descriptions précédentes, nous avons considéré le cas d'un système à Doppler central nul. Dans la pratique, l'antenne ne pointe pas toujours à la perpendiculaire de la trajectoire du porteur. Le point central de la trajectoire ne correspond alors plus à la fréquence à Doppler central zéro en azimut. Si une correction sur la phase n'est pas apportée pour ramener les données à Doppler zéro, des fantômes apparaissent sur l'image (points brillants visibles sur l'image mais n'existant pas dans la réalité, dus au repliement du spectre en azimut suite à l'échantillonnage). La correction du Doppler est effectuée encore une fois avant la synthèse d'ouverture.

- Ces traitements supposent une vitesse v du porteur ainsi qu'une distance  $R_0$  constantes au cours de l'acquisition. Dans la réalité, la garantie de cette hypothèse n'est pas facilement réalisable, en particulier dans un contexte aéroporté où il est impossible d'assurer une trajectoire propre de l'avion. La conséquence principale de ceci est un phénomène de *non-focalisation* et donc de flou sur l'image.

# $\diamondsuit$ Traitements supplémentaires liés aux lobes secondaires de la réponse impulsionnnelle :

La réponse impulsionnelle (RI) du système radar à synthèse d'ouverture est un sinus cardinal [Maî01]. Ainsi en cas de réflexion par un fort réflecteur isotrope, les lobes secondaires du sinus cardinal se répandent sur le voisinage de ce réflecteur et couvrent la réponse de réflecteurs environnants plus faibles. Dans la pratique, des méthodes ont été développées pour abaisser l'importance de ces lobes secondaires.

La solution la plus simple et la plus répandue consiste à pondérer cette réponse impulsionnelle, au cours du processus de formation de l'image RSO, par une fenêtre de pondération fixe du type Hamming, Taylor ou autres. L'inconvénient principal connu de ces fenêtres classiques d'apodisation est qu'en contre partie de baisser les lobes secondaires, elles contribuent à élargir la taille du lobe principal de la réponse impulsionnelle et entraine donc une dégradation de la résolution de l'image.

D'autres techniques plus évoluées envisagent de réaliser ce compromis entre réduction des lobes secondaires et préservation du lobe principal. Voici une liste non exhaustive des techniques les plus répandues :

- Les méthodes de Clean. Ces méthodes sont inspirées du domaine de l'astronomie. Le principe des méthodes de Clean est de supprimer successivement les lobes secondaires des réponses impulsionnelles en les soustrayant directement au signal reçu par l'antenne [TS88]. En d'autres mots, il s'agit ici de détecter successivement les cibles ponctuelles de la scène et de ne conserver pour chacune que la réponse de son lobe principal.
- Les méthodes d'analyse HR (Hyper Résolvante). Ce sont des méthodes utilisées en traitement d'antenne. Elles ont été adaptées ensuite à l'imagerie RSO. Elles sont appliquées sur des images synthétisées en distance et en azimut. La base de ces approches est l'estimation spectrale. Nous pouvons citer parmi les méthodes plus connues [DeG98], les méthodes à base de formation de faisceaux, associées ou non à des algorithmes de filtrage du type MUSIC (Minimum Variance Method ou MVM, Reduced-Rank Minimum-Variance Method ou RRMVM, etc.) ou encore les méthodes auto-régressives qui filtrent l'image radar en en cherchant une modélisation simple (e.g. modèle AR comme les méthodes Auto-Regressive Linear Prediction ou ARLP, algorithme de Pisarenko, etc.). L'inconvénient majeure de ces méthodes de filtrage est de ne pas conserver l'information de phase de l'image radar : elles produisent pour la plupart une donnée d'intensité filtrée.

D'un autre côté, leur principal avantage est d'améliorer la résolution des cibles ponctuelles de la scène (largeur à -3dB du lobe principal), en plus d'en réduire les lobes secondaires [Sul04]. Les méthodes de fenêtrage adaptatif. Nous pensons en particulier aux méthodes SVA (Spatially Variante Apodization), initiées par Stankwitz [SDF95]. La réduction des lobes secondaires est effectuée par pondération des données complexes, synthétisées en distance et en azimut. Le choix de la fenêtre d'apodisation est adaptative sur l'image. L'originalité de cette approche est qu'elle recherche, en chaque pixel de l'image, la fenêtre optimale qui permettra de réduire les lobes secondaires tout en préservant le lobe principal des réponses impulsionnelles de la scène. Cette recherche se fait parmi une famille de fonctions très particulières : les «cosine-on-pedestal». Plusieurs solutions numériques des SVA ont été proposées dans la littérature [SDF95], [NT04]. Par rapport aux méthodes précédemment décrites, les SVA préservent la phase de l'image radar mais n'apportent aucune amélioration de résolution.

## 1.3 Caractéristiques des images RSO

Le but de cette section est de présenter les diverses caractéristiques des données issues d'un radar à synthèse d'ouverture. L'analyse est effectuée de deux points de vue différents :

- Géométrique : le caractère à visée latérale d'un système radar induit certaines particularités géométriques;
- Radiométrique : les données RSO sont d'interprétation complexe car très bruitées par un bruit particulier : le speckle.

## 1.3.1 Propriétés géométriques

#### 1.3.1.1 Géométrie de l'image radar

Rappelons que le capteur radar est un système à visée latérale. Le positionnement d'une cible sur une image radar est directement lié à sa distance au capteur, dans la direction azimutale. Sans ce processus de visée latérale, le balayage de l'image dans la direction des distances serait impossible. En effet dans le cas d'une observation au nadir, les fronts d'onde incidents atteindraient tous les points de la fauchée en même temps. Les échos retours correspondant à tous les points de la fauchée seraient mélangés et il serait impossible de synthétiser une image.

Ce caractère à visée latérale impose certaines propriétés géométriques à l'image radar. Pour commencer, la géométrie de l'image ne correspond pas exactement à la géométrie réelle de la scène, mais à cette dernière projetée sur le front d'onde incident. On distingue ainsi deux types de géométries : les images en «géométrie capteur» et les images en «géométrie sol». Une étape de correction géométrique est parfois envisagée afin de projeter l'image en géométrie réelle (étape nécessaire pour certaines applications comme le recalage d'images). Cette phase de projection utilise un modèle numérique de terrain, l'angle d'incidence ainsi que la taille de la fauchée, pour calculer en chaque pixel de la scène la transformation géométrique à apporter à l'image [Sch93] pour revenir en géométrie réelle.



FIG. 1.11 - La géométrie de l'imageur radar

#### 1.3.1.2 Distorsions géométriques

Cette observation oblique de la scène implique des distorsions géométriques qui n'existent pas dans le cas des images optiques. Ces distorsions sont illustrées sur la figure 1.12 et détaillées dans ce qui suit. On distingue trois problèmes principaux :

- Le repliement (ou layover en anglais). Ce phénomène apparaît lorsque la pente du relief est supérieure à l'angle d'incidence de l'onde. Il correspond au mélange des réponses de la zone au sol précédent la pente dans la direction de visée et de la pente. Il est caractérisé sur l'image RSO par une réponse très forte de plusieurs pixels de large. Dans certains cas extrêmes de pente très forte, ce phénomène peut se traduire par une inversion des positions de deux points du relief. Ce phénomène apparaît lorsqu'un point A plus loin du satellite en terme de distance réelle au sol qu'un point B, se trouve en fait plus prêt du satellite que ce même point B en terme de distance radiale. Sur des cas concrets, il arrive ainsi que le sommet d'un objet ou d'un relief réponde avant le sol se trouvant devant lui et se trouve "décalé" sur l'image RSO. Ce phénomène est illustré sur l'image 1.12 (a), on constate l'inversion des réponses des points A et B.
- Le raccourcissement des distances (ou fortshortening). Ce phénomène se produit au niveau des pentes plus faibles du relief qui font face au rayon incident. La figure 1.12 (b) illustre ce phénomène. Il se manifeste sur l'image par un rétrécissement des distances entre deux points de la pente (A et B). Cette zone est généralement caractérisée par une radiométrie locale plus élevée étant donné qu'un certain nombre de diffuseurs participent à l'onde réfléchie pour une distance sur l'image plus petite.
- Les ombres (shadows). Il s'agit d'absence de signal. Ce phénomène intervient lorsque qu'une surface n'est pas illuminée par l'onde incidente parce que cachée par un obstacle (grande pente de relief, bâtiments, etc.). Dans ce cas aucun écho retour n'est enregistré au niveau du capteur et une zone noire en résulte sur l'image (figure 1.12 (b)).



(b) Raccourcissement des distances et effet d'ombre

FIG. 1.12 - Limitations géométriques.

## 1.3.2 Propriétés radiométriques : le chatoiement (ou speckle)

## 1.3.2.1 Le chatoiement

Les images radar sont des données d'aspect très bruité, ce qui complique énormément leur exploitation.

Contrairement à l'optique, ce bruit n'est pas entièrement dû au système d'acquisition (bruit capteur). Il est le résultat de la sommation cohérente au sein d'une même cellule de résolution de la réponse de tous les diffuseurs élémentaires composant cette dernière. Chacun de ces diffuseurs rétro-diffuse l'onde avec une amplitude et un déphasage particulier (on parle de marche aléatoire), et un phénomène d'interférences constructives et destructives opère entre plusieurs diffuseurs voisins. Ce phénomène est appelé chatoiement (ou speckle en anglais). Son effet principal est d'induire une très forte dispersion des valeurs de la radiométrie d'une zone homogène de la scène.

Il est important de souligner que le chatoiement n'est pas une perturbation aléatoire. Il fait partie intégrante du signal mais l'information qu'il porte est extrêmement riche puisqu'elle concerne l'organisation spatiale et les caractéristiques diélectriques des diffuseurs élémentaires contenus dans chaque cellule de résolution. Par contre cette information est tellement riche et complexe qu'il est très difficile de l'exploiter. On préfère ainsi souvent la supprimer pour baisser son effet perturbateur sur l'image plutôt qu'essayer de l'étudier. Etant donné les mécanismes mis en jeu dans la formation du chatoiement, il est enfin supposé imprévisible, assimilé à un bruit multiplicatif et modélisé par une variable aléatoire.

## 1.3.2.2 Les techniques multi-vues : une méthode de correction radiométrique

De nombreuses techniques ont été proposées dans la littérature pour réduire le chatoiement. De nombreux filtres spatiaux, spécifiques aux images radars, ont été développés. Une liste non exhaustive de ces derniers sera donnée en temps voulu dans ce manuscrit. Dans cette section, nous nous focalisons sur une technique particulière de réduction du chatoiement : le filtrage multi-vues. Cette technique consiste à moyenner de façon incohérente L échantillons indépendants d'une même scène. L'image résultante est appelée image L-vues. Il existe différentes manières de procéder :

- Le moyennage spatial consiste à moyenner les pixels adjacents d'une même image. Il s'agit en quelque sorte d'un filtrage passe-bas. Cette technique implique une dégradation de la résolution.
- Le moyennage multi-temporel consiste à moyenner plusieurs images d'une même zone prise à des instants différents. Cette technique permet de conserver la résolution de l'image initiale mais en contre partie nécessite un jeu de données multi-temporelles pas toujours disponible.
- Le moyennage par découpage de la bande Doppler. Il s'agit de découper le spectre Doppler en plusieurs bandes adjacentes deux à deux, à générer une image RSO à partir de chacune de ces sous bandes (on parle alors de *sous vues*, voir figure 1.13), puis à sommer ces sous-vues pixels à pixels de façon incohérente. La résolution spatiale de l'image résultante est d'autant plus dégradée que le nombre de sous vues découpées est grand. C'est pourquoi dans la pratique, on limite le nombre de sous-vues. Les sous-vues peuvent être disjointes (auquel cas l'hypothèse d'indépendance des échantillons est vérifiée et on peut parler d'image L vues) ou se chevaucher (auquel cas l'hypothèse d'indépendance n'est plus vrai et on ne parle plus d'image L-vues mais d'image L' vues indépendantes avec L' < L).

La signification physique du découpage en sous vues est intéressante. Une sous vue est une image RSO synthétisée à partir d'une partie seulement de l'antenne synthétique, c'est à dire pour une certaine plage d'angle d'incidence. Effectuer un découpage en sous vues d'une image pleine résolution équivaut à observer la scène successivement sous des angles d'incidence différents.

Des variantes à ces techniques multi-vues ont été proposées. La différence réside dans la manière de sommer les différentes vues : utilisation d'un filtre à base de blanchiment spatial ou encore de techniques de sommation incohérente pondérée [Bru96].



FIG. 1.13 - Principe du découpage en sous vues

Finissons par un peu de vocabulaire. L'image radar complexe pleine ouverture (synthétisée à l'aide de toute la bande de fréquence en azimut) est couramment appelée image mono-vue complexe (ou SLC pour single look complex). On parle d'image L-vues pour une image multivues issue du moyennage incohérent de L vues disjointes.

#### 1.3.2.3 Modélisation statistique

Le chatoiement a l'inconvénient principal de compliquer l'exploitation des images radar. Les outils classiques de traitement de l'image (segmentation, classification, reconnaissance des formes, etc.) sont souvent de performances médiocres sur ce type de données. D'un autre côté, l'avantage de l'imagerie radar est que les données sont très bien modélisées statistiquement. En effet l'assimilation du bruit de chatoiement a une variable aléatoire a conduit de nombreux auteurs à tenter de le modéliser statistiquement. Plusieurs modèles théoriques (construits sur des considérations physiques) comme empiriques ont ainsi été proposés dans la littérature.

#### $\diamond$ Le speckle pleinement développé ou modèle gaussien

Le bruit de chatoiement est le résultat de la sommation cohérente de la réponse de N réflecteurs élémentaires d'une même cellule de résolution suite à une excitation radar (voir figure 1.14). On suppose ici que ces réflecteurs sont tous de même nature et de propriétés diélectriques identiques. Notons  $s_k = a_k e^{-j\phi_k}$  la réponse d'un réflecteur élémentaire. La réponse globale d'une cellule de résolution s'écrit sous la forme :

$$Z = Ae^{-j\Phi} = \sum_{k=1}^{N} a_k e^{-j\phi_k}$$
(1.15)



FIG. 1.14 - Marche aléatoire à l'origine du chatoiement

Sur des zones homogènes le speckle est classiquement qualifié de *pleinement développé*. Ce modèle résulte des hypothèses suivantes, connues sous le nom d'hypothèses de Goodman :

- Le nombre de réflecteurs N au sein d'une cellule de résolution est suffisamment grand pour que le théorème de la limite centrale soit applicable;
- L'amplitude  $a_k$  et la phase  $\phi_k$  d'un réflecteur donné sont indépendantes de celles des autres diffuseurs de la cellule;
- $-a_k$  et  $\phi_k$  sont indépendantes entre elles;
- Les amplitudes  $a_k, k \in [1, N]$  sont identiquement distribuées pour tous les réflecteurs et ont pour moment d'ordre 1 et 2 respectivement E[a] et  $E[a^2]$
- Les phases  $\phi_k$  sont uniformément distribuées sur  $[0, 2\pi]$ .

Ces hypothèses conduisent au modèle de bruit multiplicatif des données SLC suivant (z fait référence à la donnée complexe, A à la donnée d'amplitude et I à la donnée d'intensité,  $S_z$ désigne le chatoiement complexe,  $S_A$  désigne le chatoiement en amplitude,  $S_I$  désigne le chatoiement en intensité) :

$$\begin{cases} z = \sqrt{\frac{R}{2}S_z} \\ A = \sqrt{\frac{R}{2}S_A} \\ I = RS_I \end{cases}$$
(1.16)

Pour une image SLC, cette modélisation conduit aux distributions suivantes relatives à une zone homogène de réflectivité sous jacente R:

- La partie réelle i et imaginaire q : distributions gaussiennes.

$$\begin{cases} p(i|R) = \frac{1}{\sqrt{\pi R}} e^{-\frac{i^2}{R}} \\ p(q|R) = \frac{1}{\sqrt{\pi R}} e^{-\frac{q^2}{R}} \end{cases}$$
(1.17)

- La phase : distribution uniforme entre  $[0, 2\pi]$ .

- L'amplitude A : distribution de Rayleigh relativement à la réflectivité sous jacente de la zone homogène.

$$p(A|R) = \frac{2A}{R} \exp{-\frac{A^2}{R}}$$
(1.18)

– L'intensité  $I = A^2$  : distribution exponentielle.

$$p(I|R) = \frac{1}{R} \exp{-\frac{I}{R}}$$
(1.19)

Pour une image L-vues, on obtient :

– L'amplitude A est distribuée selon une loi Gamma Généralisée.

$$p(A|R) = \frac{2}{\Gamma(L)} (\frac{L}{R})^L A^{2L-1} e^{-\frac{LA^2}{R}}$$
(1.20)

– L'amplitude I est distribuée selon une loi Gamma.

$$p(I|R) = \frac{1}{\Gamma(L)} (\frac{L}{R})^{L} I^{L-1} e^{(-\frac{LI}{R})}$$
(1.21)

On pourra se référer aux diverses thèses [Hen03][Bru96][Oll04] pour une explication de ces résultats.

#### $\diamond$ Le modèle de chatoiement non gaussien

Ce modèle est observé lorsqu'une des conditions du modèle de Goodmann n'est pas vérifiée. On distingue deux causes majeures à ceci :

- Un nombre de diffuseurs pas assez élevé au sein d'une cellule de résolution ou dans certaine configuration de surface à rugosité faible. Ce phénomène se produit principalement dans le cas de données haute résolution et plus particulièrement dans le cas d'une réflexion spéculaire sur une surface peu rugueuse normale à l'onde incidente (dans ce cas beaucoup d'énergie est renvoyée vers le capteur) [Maî01].
- Non-uniformité des surfaces observées. Il s'agit des surfaces texturées (répétition d'un modèle de texture; des forêts par exemple) ou de surfaces dites hétérogènes (présence de forts réflecteurs parmi toute une famille de faibles réflecteurs : c'est le cas des zones urbaines sur des images basse résolution).

Dans la littérature, divers modèles statistiques ont été proposés pour modéliser ce cas particulier de chatoiement non gaussien. On parle d'ailleurs généralement non plus de chatoiement dans ce cas mais de *fouillis radar*. Certains de ces modèles sont dérivés d'une formulation propre des phénomènes physiques (approche fondée sur une modélisation statistique de la texture et sur le modèle de bruit multiplicatif précédent) alors que d'autres modèles découlent d'estimations empiriques des distributions des données. Nous résumons ici les distributions couramment retenues :

- La Loi K est généralement utilisée pour modéliser des surfaces hétérogènes [Jao84].
- La Loi normale inverse pour modéliser des surfaces très hétérogènes [Fa97] [Qua04].
   Cette loi a la particularité de regrouper les lois gamma et gamma inverse comme cas particuliers.
- La Loi log-normale permet de bien modéliser des surfaces très hétérogènes présentant de nombreux forts diffuseurs (milieu urbain en particulier) [Sim02];
- La loi de Weibull a également été proposée pour des surfaces d'hétérogénéités faibles [Oli93]. Elle regroupe en particulier les lois exponentielle et de Rayleigh.

- La loi de Nakagami-Rice permet de modéliser le cas d'un fort réflecteur isolé dans un fouillis homogène [DK86];
- Les lois du système de Pearson (U, B, W) ont également été proposées [MW91] [Nic02b].
   Elles sont en particulier utilisées pour modéliser la réponse du fouillis marin [DGH97].

# 1.4 Les données RSO

Pour conclure ce chapitre, nous proposons de présenter les divers types d'images issues d'un capteur RSO. Cette présentation nous aidera à positionner nos travaux par rapport à la communauté radar au le chapitre suivant.

Les principaux paramètres qui influent sur l'information enregistrée sont :

- La bande de fréquence (paragraphe 1.1.1);
- la polarisation (paragraphe 1.1.2);
- l'angle d'incidence (paragraphe 1.3.1).

Il en découle toute une gamme d'images RSO différentes. Les différentes données RSO pouvant être disponibles pour une application de la télédétection sont les suivants :

- Les données polarimétriques permettent une analyse du comportement de la scène en fonction de la polarisation de l'onde incidente. Il s'agit d'exploiter conjointement les 4 images complexes (HH, VV, HV, VH) pour analyser la scène par ses propriétés électromagnétiques. Les algorithmes développés font appel à des connaissances poussées en physique de l'interaction onde-matière. Une application parmi de nombreuses autres est l'étude du taux d'humidité des sols agricols. La possession de ce type de données sur une scène permet de déduire des informations très pratiques sur le mécanisme de rétrodiffusion.
- Les données multi-bandes permettent une analyse du comportement de la scène en fonction de la bande de fréquence. Il s'agit d'exploiter conjointement des images radar de la même scène acquise dans des bandes de fréquences différentes (X, C, L, K<sub>a</sub> et P). En travaillant sur ce type de données, on cherche à exploiter le comportement spécifique des objets dans les diverses bandes hyperfréquences.
- Les données multi-indicences : l'intérêt concerne la reconstruction 3D. Deux familles de méthode sont à distinguer :
  - $\star$  En conditions stéréoscopiques : il s'agit d'utiliser deux images acquises dans des conditions angulaires très différentes. Cette approche de reconstruction est inspirée des techniques de stéréoscopie optique.
  - $\star$  En conditions interférométriques : il s'agit de deux images prises dans des conditions angulaires différentes mais très proches. L'information 3D est récupérée par différence de phase entre les deux images (différences de marche entre les ondes incidentes dans les deux conditions de prise de vue).
- Les données multi-temporelles : il s'agit d'images radar acquises à des dates différentes. Ce type de données est particulièrement adapté à des applications de détection de changement dans une scène (étude de l'évolution des agricultures, etc.).
- L'image SLC.

L'exploitation de tous ces types d'images RSO peut être aidée par l'introduction de données extrinsèques sous forme de MNT ou de cartes numériques.

## 1.5 Résumé et conclusion

Dans ce chapitre, diverses notions relatives à l'imagerie radar ont été introduites afin de mieux comprendre l'information contenue dans ce type d'image. En particulier, les principales notions de physique relatives aux ondes et aux interactions avec la matière ont été brièvement introduites afin de mettre en évidence l'importance du choix des paramètres capteurs (longueur d'onde, polarisation, etc.) sur la nature de l'information enregistrée. Une section suivante a permis de présenter le mécanisme de formation des images radar à synthèse d'ouverture ainsi que les divers traitements (synthèse d'ouverture et compression d'impulsion) utilisés pour améliorer la résolution des capteurs existants. Le chapitre se conclue par une analyse des propriétés particulières aux images radar :

- Propriétés géométriques,
- propriétés radiométriques et bruit multiplicatif.

Ayant introduit toutes ces bases de l'imagerie radar, une dernière section a énuméré les divers types d'images RSO pouvant être à la disposition d'un utilisateur.

L'apparition récente des données de capteurs radar haute résolution (submétrique) s'accompagne de changements significatifs de certaines propriétés des images radar présentées dans ce chapitre. Afin de bien comprendre le contexte de cette thèse, c'est à dire la haute résolution radar, nous avons tenu ici à consacrer tout le chapitre suivant à ces nouvelles données de propriétés différentes des données RSO connues jusqu'ici.

# L'interpretation de scènes et l'imagerie radar haute résolution

## Sommaire

2.1	Form	nations des images RSO haute résolution	32
	2.1.1	Limitations technologiques du traitement RSO classique	32
	2.1.2	Les solutions	33
2.2	Spéc	ificités des images haute résolution	34
	2.2.1	Analyse phénoménologique : complexité des images RSO	35
	2.2.2	Le chatoiement en haute résolution	42
	2.2.3	Résumé	45
2.3	Le je	eu de données utilisées dans la thèse	<b>46</b>
2.4	L'int	cerprétation de scènes et extraction d'information	<b>46</b>
	2.4.1	L'interprétation de scènes : généralités	46
	2.4.2	Extraction d'information et résolution	49
	2.4.3	Les méthodes d'extraction d'informations en imagerie RSO HR $\ . \ . \ .$	51
2.5	Cont	tribution et sujet de cette thèse	<b>53</b>
	2.5.1	Contribution et objectifs	53
	2.5.2	Une chaîne d'interprétation de scènes radar 2D haute résolution	54
2.6	Con	clusion	56

Le contexte de cette thèse est l'analyse d'images radar haute résolution. La compréhension d'une image commence toujours par la compréhension de ce qui est représenté sur cette image. Le mode d'acquisition et les conditions d'acquisitions ont également une grande influence sur la nature de l'information enregistrée.

Les images RSO moyenne résolution sont à l'heure actuelle relativement bien maîtrisées : théoriquement (loi de Speckle, etc.) et pratiquement pour certains produits qui en découlent (détection de bateaux, classification de zones agricoles, etc.). Le contexte des images RSO haute résolution est différent à la fois théoriquement mais aussi expérimentalement :

- Théoriquement : certains phénomènes (speckle non pleinement développé, distorsions géométriques importantes, etc.) prennent une importance significative, ce qui rend plus difficile le travail des algorithmes de traitement.
- Expérimentalement : cette amélioration considérable des résolutions autorise l'apparition de nouvelles applications très attractives. Nous sommes maintenant capables de détecter de petits objets à échelle d'homme sur des images de télédétection et d'analyser avec précision le tissu urbain.

Le but de ce chapitre est d'essayer d'apprendre à mieux connaître les images à haute résolution radar. L'étude est effectuée selon trois axes principaux. Dans un premier temps, nous présentons rapidement les contraintes systèmes nécessaires à la production de données RSO haute résolution. Le but de cette première section n'est pas de faire une présentation exhaustive de ces derniers mais de présenter les difficultés de formation de ces images.

Dans un deuxième temps, nous traitons des sujets suivants :

- Compréhension du signal enregistré : spécificités des phénomènes observés sur les données,
- Présentation du jeu de données que nous avons utilisé dans le cadre de cette thèse.

Une troisième section est ensuite consacrée à la problématique qui nous intéresse plus précisément dans cette thèse : l'interprétation de scènes. Nous concluons par la présentation de nos objectifs et proposons une chaîne d'analyse 2D d'images radar HR.

## 2.1 Formations des images RSO haute résolution

La synthèse d'image radar HR nécessite certaines adaptations du traitement RSO classique principalement pour des contraintes technologiques. Dans cette première section, nous n'entrons pas dans le détail des traitements. Nous nous contentons de citer et résumer certains des plus connus. Nous renvoyons le lecteur vers la littérature compétente pour plus de détails.

## 2.1.1 Limitations technologiques du traitement RSO classique

Nous avons vu au chapitre précédent que la résolution en distance du radar est liée uniquement à la largeur de la bande du chirp émis : plus la largeur de la bande passante est grande, meilleure est la résolution. L'échantillonnage en distance est choisi de façon à respecter le théorème de Shannon.

La résolution en azimut du système est liée à la longueur de l'antenne réelle et à l'échantillonnage des images en azimut lié à la PRF : par conséquent une petite antenne et une grande PRF (qui équivaut à augmenter le temps d'illumination d'une scène) permettent en théorie d'atteindre des résolutions submétriques. Dans la pratique, des limitations technologiques ne permettent pas l'obtention d'images HR aussi facilement. Deux problèmes principaux se posent :

- Premièrement, on ne peut pas augmenter indéfiniment la PRF sans risque de créer des ambiguïtés en azimut (réception d'échos d'une impulsion dans un autre créneau de réception que celui directement adjacent, ce terme sera expliquer plus en détails dans une section ultérieure).
- Deuxièmement, on ne peut pas réduire indéfiniment la taille des antennes non plus : de petites antennes possèdent généralement de grandes ouvertures mais en contre partie leur gain est moins fort. Elles nécessitent ainsi l'émission d'une puissance plus importante.

Concernant l'augmentation de la résolution en distance des problèmes technologiques se posent aussi. Le problème majeur est de concevoir un système hyperfréquence capable de supporter l'émission d'une grande bande de fréquence [WBHT96]. Outre les contraintes technologiques, une limitation pour augmenter la bande du Chirp émis en distance est aussi lié au fait que les systèmes imageur radar se voient alloué des bandes passantes limitées dans le domaine des hyperfréquences (voir tableau 2.1). Par exemple, en bande P, seule quelques MHz sont réser-

Bande de fréquence	Fréquence centrale	Largeur de bande
Р	$435 \mathrm{MHz}$	6MHz
L	1.26GHz	85MHz
S	3.2GHz	200MHz
С	5.41GHz	320MHz
Х	$9.65 \mathrm{GHz}$	300MHz

TAB. 2.1 - Bandes allouées à l'observation

vés à l'observation. Ceci implique de trouver une autre technique pour obtenir une résolution distance submétrique.

L'augmentation de la résolution n'est pas uniquement réalisable par des traitements astucieux de traitement du signal. Des améliorations des systèmes spatiaux eux mêmes sont nécessaires.

## 2.1.2 Les solutions

Les solutions que nous citons dans cette section ne sont en aucun cas une liste exhaustive des méthodes RSO HR existantes. Nous souhaitons juste dans cette section donner un aperçu de certaines techniques de synthèse d'ouverture HR et d'augmentation de la résolution en distance.

## $\diamond$ En azimut

Plusieurs solutions ont été proposées pour accroître la durée d'illumination d'une scène tout en conservant une taille d'antenne et une PRF raisonnable. Deux familles de solutions sont à citer (illustrations figure 2.1) :

- Les systèmes mono satellite : Les techniques d'améliorations de la résolution en azimut reposent sur un dépointage progressif du faisceau d'antenne sur la zone imagée. L'objectif est de compenser le mouvement du porteur et d'augmenter le temps d'illumination. En pratique, deux modes opératoires sont possibles : le mode Spotlight qui se caractérise par une compensation totale du mouvement du porteur (en contre partie, la fauchée est réduite à la trace du lobe principal de l'antenne), et le mode hybride (ou spotlight glissant) qui ne compense que partiellement le déplacement du porteur de façon à imager une zone plus grande en azimut par rapport au mode Spotlight.
- Les systèmes multi satellites (ou configurations multi-statiques) : Les systèmes radar distribué qui consistent à remplacer un système «monosatellite» par plusieurs satellites en ligne en azimut (le SAR train [RM04][RM05], la roue interférométrique, etc.).

## $\diamond$ En distance

Comme précédemment, nous avons choisi de citer deux types de solutions différentes ici :

- Les systèmes mono satellite : il s'agit par exemple des systèmes à bande synthétique. Le principe est ici d'émettre successivement dans le temps, deux signaux radar modulés autour de deux fréquences centrales différentes (c'est à dire dans deux bandes de fréquence différentes) et de même largeur de bande de fréquence. Au lieu d'émettre un signal de bande B, nous émettons deux signaux décalés dans le temps, chacun de bandes  $\frac{B}{2}$ . A la réception des traitements adaptés de traitement du signal permettent de 34



FIG. 2.1 - Les systèmes THR pour amélioration de la résolution en azimut

"recoller" correctement chaque bande de fréquence, et de simuler l'émission d'un unique signal de bande B.

Les systèmes multi satellites : Il s'agit d'effectuer de la super-résolution en distance. Le principe de la super-résolution en distance consiste à utiliser des signaux reçus par deux capteurs qui observent la scène à des incidences différentes (conditions interférométriques), de manière à mettre en évidence un décalage de spectre entre les deux signaux (figure 2.2). En effet, il a été montré dans la littérature [GGP+94] que l'observation d'une même scène sous deux incidences différentes équivaut à l'observation de deux parties différentes du spectre de cette scène. Ainsi en combinant spectralement deux images interférométriques à l'aide d'outils de traitement du signal adaptés, il est possible, en théorie, de créer une image SLC de meilleure résolution en distance que chacune des deux images SLC initiales [PR97].

L'amélioration théorique de résolution par ce principe dépend des paramètres capteurs (en particulier l'angle d'incidence) mais aussi des paramètres de pente du terrain [PR97]. Il s'en suit un gain théorique de résolution non constant sur toute l'image. De plus les premiers tests pratiques de cette approche ont montré une certaine sensibilité de la méthode à la qualité de composition des spectres [RM05]. Ainsi l'utilisation de cette technique d'amélioration de la résolution en distance n'a pas été envisagé dans un cadre opérationnelle pour le moment.

# 2.2 Spécificités des images haute résolution

L'augmentation de la résolution s'accompagne de l'apparition de nouveaux phénomènes spécifiques. Le but de cette section est de comprendre les images radar HR. Pour cela l'analyse des images est effectuée sous deux angles :

 Analyse phénoménologique : l'objectif est de comprendre et d'analyser l'aspect visuel des images.



FIG. 2.2 - Principe de la super résolution distance

 Analyse statistique : l'objectif est de discuter la validité de la modélisation statistique classique présentée au chapitre précédent.

## 2.2.1 Analyse phénoménologique : complexité des images RSO

Les phénomènes de la haute résolution radar, surtout en milieu urbain, sont très particuliers et nécessitent une étude approfondie.

Avec l'augmentation de la résolution, les images observées sont tellement complexes qu'il est parfois difficile de séparer à l'oeil nu les différentes contributions de chaque objet de la scène. Ce haut niveau de complexité s'explique de deux façons :

- Augmentation de la complexité des scènes étudiées : L'augmentation de la résolution rend possible l'étude de scènes complexes comme les milieux urbains. Ces scènes sont caractérisées par une grande densité d'objets, naturels ou artificiels, aux coefficients de rétrodiffusion plus ou moins grands et qui interfèrent énormément les uns avec les autres. La fréquence d'objets métalliques (voir § 2.2.1.1) fortement rétrodiffusants augmente et une grande hétérogénéité de surfaces caractérise souvent ces scènes.

Enfin l'information géométrique de la scène prend une importance significative dans la formation du signal radar.

 Augmentation de la complexité du signal radar : Le signal radar enregistré est plus complexe. Certains phénomènes radar particuliers prennent une grande importance. Nous les détaillons ci-après.

## 2.2.1.1 Phénomènes de rétro-diffusion spécifiques : forts réflecteurs isolés et multiples réflexions

Les scènes étudiées sont composées d'un grand nombre d'objets fortement rétrodiffusants. Les objets manufacturés, en particulier les objets à échelle d'homme composant les villes, sont caractérisés par des réponses spécifiques et fortes induites par leur géométrie.

Les phénomènes suivants sont fréquemment visibles en haute résolution urbaine [STS03] :

- Les réflecteurs ponctuels isolés : les petits objets métalliques (lampadaires, éléments métalliques sur les toits de bâtiments) sont souvent caractérisés par une forte rétro-diffusion et accompagnés de lobes secondaires importants (figure 2.3 (a), 2.3 (b)).



(d) Réflexion par des surfaces spéculaires

FIG. 2.3 - Phénomènes de rétro-diffusion - illustrations sur des données réelles

- Les effets dièdres : un dièdre correspond à un angle droit entre deux surfaces. De nombreux éléments du milieu urbain forment des dièdres (coin mur-sol de bâtiments, escaliers, fenêtres de bâtiments, cheminées sur les toits, etc.). Ces dièdres se caractérisent par des retours forts vers le capteur.

Un effet dièdre (ou coins réflecteurs) est représenté sur une image radar par une bande rectangulaire claire dont la largeur dépend de la hauteur du dièdre. Dans [Tis04], l'auteur étudie, par la simulation, les caractéristiques de la rétrodiffusion de ces configurations géométriques en fonction de la rugosité des surfaces. Il y est notamment examiné les propriétés d'isotropie (ou stationnarité de la réponse tout au long de l'acquisition) en fonction de la rugosité des surfaces. La réponse d'un dièdre est le lieu de deux phénomènes de rétro-diffusion principaux (figure 2.3). Le premier correspond à la réponse du coin réflecteur correspondant à l'intersection des deux surfaces formant le diédre. Le second correspond à la zone de repliement induite par la visée latérale du capteur et l'altitude du dièdre. Enfin plus cette altitude est grande plus la zone de repliement est étalée et donc la réponse du dièdre est importante.

- Les effets trièdres : il s'agit de triple réflexions entre trois surfaces. C'est le cas notamment des coins entre deux murs perpendiculaires et le sol. Ce type de phénomène se manifeste par un fort retour vers le capteur souvent isotrope ([Tis04]) et accompagné de lobes secondaires (figure 2.3 (b)).
- Les réflexions spéculaires par des surfaces planes pentues et lisses par rapport à la longueur d'onde : nous pensons notamment à certains toits de bâtiments mais aussi aux éléments métalliques composant des objets manufacturés (les lignes de chemin de fer par exemple).

Nous désignons généralement par direction spéculaire la direction principale du signal réfléchi par une surface lisse (c'est à dire vérifiant le critère de Rayleigh, voir chapitre 1,  $\S$  1.1.3).

La réponse de ce type de surface est fortement dépendante des conditions de prise de vue. Si ces surfaces lisses sont observées sous des incidences locales assez grande, la grande majorité de l'énergie rétrodiffusée est renvoyée loin du capteur (réflection miroir). Elles apparaissent dans ce cas comme des zones très foncées souvent indistinctes des ombres (voir chapitre 1, § 1.1.3).

Dans le cas où l'angle d'incidence local approche zéro, la direction spéculaire est dirigée directement vers le capteur. Ces surfaces induisent, dans ces conditions, de très fortes réponses qui peuvent masquer plus ou moins la réponse des cibles voisines moins rétrodiffusantes. Ces «flashs» radar, comme on les appelle, s'accompagnent souvent de lobes secondaires importants. Il est bien à noter que ce phénomène d'éblouissement ne se produit que dans certaines conditions angulaires. La figure 2.3 (d) permet de résumer ce comportement.

 Les multiples réflexions : il s'agit des phénomènes de multi-trajets qui correspondent à de multiples réflexions entre plusieurs éléments rétrodiffusants très proches. Ces différents éléments sont généralement difficilement différentiables sur l'image radar.

Tous ces phénomènes sont très complexes et dépendent de la géométrie des objets, de leur propriété de rugosité et des paramètres du capteur (polarisation, fréquence, incidence). Une étude spécifique au cas par cas serait nécessaire pour bien cerner la signature de chaque objet de la scène.

#### 2.2.1.2 Fréquences des distorsions géométriques dues à la visée latérale

Au chapitre 1 (§ 1.3.1), plusieurs distorsions géométriques induites par le caractère à visée latérale du système radar ont été évoquées. Dans un contexte urbain HR, ces phénomènes sont fréquents; en particulier les zones de repliement et les zones d'ombre des objets ou surfaces en hauteur (bâtiments, végétations hautes). Rappelons que ces deux phénomènes se produisent principalement au niveau des fortes pentes face au capteur. La taille et l'amplitude de ces zones (ombres et repliement) dépendent de l'angle d'incidence, de la géométrie de la scène et de la longueur d'onde. Ainsi certaines surfaces pentues fortement absorbantes ne présenteront pas de zone de repliement, alors que d'autres surfaces spéculaires présenteront des repliements très forts.

En milieu urbain, les phénomènes de repliement sont principalement présents au niveau de coins réflecteurs. Les ombres sont prédominantes au niveau des bâtiments et objets en relief. Dans certaines configurations de terrain d'urbain très dense, ces deux phénomènes d'ombres et de repliement peuvent complètement masquer la réponse du sol et des petits objets s'y trouvant (figure 2.4).



FIG. 2.4 - Les repliements et ombres en milieu urbain dense

Enfin les inversions de distance sont fréquentes au niveau des objets très hauts. Il est ainsi courant de rencontrer des objets en altitude dont le toit répond avant le coin réflecteur au niveau du sol. Ce phénomène est illustré sur la figure 2.5 (a). Il s'agit de la réponse radar de deux cuves industrielles représentées sur l'image optique 2.5 (b). La réponse de chacune de ces cuves est composée de deux couronnes circulaires brillantes : la première correspond à la réponse du haut de la cuve alors que la seconde plus forte correspond à la réponse du coin réflecteur cuve-sol.

La figure 2.6 permet d'illustrer ces distorsions géométriques sur deux exemples différents. Sur l'image (a), représentant une zone résidentielle, on observe des zones de repliement au niveau des façades des bâtiments face au capteur ainsi que les ombres associées à ces objets au niveau de la façade opposée. L'image (b) représente une zone de végétation haute (arbres). La zone de repliement est d'amplitude moins importante que celle des bâtiments mais est présente aussi, induite par de l'altitude de cet élément.

Enfin, il est important de noter que ces distorsions géométriques contiennent de l'information importante en haute résolution sur la géométrie des objets (en particulier leur altitude).



(a) Image radar en amplitude de cuves industrielles (Extrait image RAMSES © ONERA)



(b) Image optique de la même zone





FIG. 2.6 - Illustrations des distorsions géométriques dans les images RAMSES sur Dunkerque (a) Sur une zone résidentielle (b) Sur une zone de végétation (alignements d'arbres) (Extraits image RAMSES © ONERA)

## 2.2.1.3 Non-stationnarité des objets manufacturés au cours de l'acquisition

Pour créer une image HR, la scène doit être observée beaucoup plus longtemps et sur une plus grande distance en azimut. Ainsi l'angle d'incidence entre le premier et le dernier instant où une cible est visible par le capteur, peut être très différent et la géométrie de la scène peut sensiblement varier en cours de route. La réponse radar résultante n'est ainsi plus stationnaire tout au long de l'acquisition.

Ce phénomène est plus prononcé pour des objets manufacturés que pour des objets naturels qui possèdent des propriétés d'auto-similarité avec l'angle d'incidence. Il est facilement observable en effectuant un découpage en sous-vues dans la direction azimutale d'une scène. Rappelons que le découpage en sous-vues d'une image SLC pleine résolution revient à construire plusieurs images d'une même scène mais vues sous des angles d'observation différents en azimut (cha-



pitre 1, § 1.3.2.2, figure 1.13). La figure 2.7 illustre cette analyse sur l'image d'un bâtiment que nous avons découpée en trois sous vues en azimut.

# 2.2.1.4 Dépendance par rapport aux conditions de prise de vue : orientation relative de la scène par rapport au capteur

L'aspect d'une cible en imagerie radar est fortement dépendante de l'orientation relative cible-capteur. Plus précisément, suivant la façon dont est observée la scène, l'image enregistrée n'est pas la même.

La figure 2.8 représente plusieurs images d'un même char observé sous des orientations différentes. Ces données sont des extraits des données MSTAR délivrées par Sandia National Laboratories. La bande d'acquisition est la bande X et la résolution est de l'ordre de 30 centimètres.

Nous pouvons remarquer sur cet exemple, l'aspect variable de l'objet observé. Sur certaines images le canon du char est visible alors que, sur certaines autres images il n'est pas différentiable du reste du char. De même, le corps du char est tantôt de forme rectangulaire, tantôt non rectangulaire.

Cette dépendance aux conditions de prise de vue, complique considérablement des opérations de reconnaissance; la prise en compte des paramètres capteurs dans les algorithmes de traitement semble indispensable.



FIG. 2.8 - Dépendance aux conditions de prise de vue (Extrait données MSTAR © Sandia National Laboratories)

#### 2.2.1.5 Mobilité de la scène : problème des cibles mobiles

Un autre problème spécifique à la haute résolution radar concerne les objets mobiles de la scène. Ces objets mobiles sont principalement les véhicules mais peuvent aussi représenter les mouvements de la végétation sous le vent ou tout simplement des êtres vivants en mouvement. Leurs réponses étaient jusqu'à présent supposées sans aucun effet sur l'image. Dans le cas de données HR à échelle d'homme, ceci n'est plus vrai.



2.9 - Indstrations des cibles mobiles.

(Extraits image RAMSES © ONERA)

Si un objet bouge au cours de l'acquisition RSO, il sera vu à des emplacements différents par chaque écho retour enregistré. Le principe de synthèse d'ouverture supposant que la réponse d'une structure se trouve toujours à un emplacement fixe sur la scène imagée, n'est alors plus vérifié. Cet objet mobile apparaîtra alors défocalisé et déplacé dans l'image RSO. Ce déplacement est fonction de la vitesse de l'objet et de sa direction ; aussi de nombreux travaux tentent à l'heure actuelle d'estimer la vitesse des objets mobiles à partir de la mesure de ce déplacement d'un écho à l'autre (applications dites MTI : Moving Target Indication) [VDE04]. Enfin ces cibles mobiles, qui sont dans la majeure partie des cas des objets fortement rétrodiffusants et directifs, sont caractérisées, sur l'image radar, par une traînée brillante dans la direction azimutale 2.9 (a).

La figure 2.9 (a) donne un exemple de réponse par une cible mobile. Un découpage en sousvues de cette image 2.9 (b) permet de nous rendre compte du déplacement de cette cible au cours de l'acquisition.

## 2.2.1.6 Problème des "ambiguïtés"

Les ambiguïtés sont des artefacts dus à la formation de l'image radar. Ces dernières se présentent sous la forme de points brillants visibles sur l'image radar mais ne correspondant à aucune structure réelle de la scène observée.

Ces fortes réponses locales ne sont généralement pas visibles sur toute la durée de l'illumination de la scène. C'est un phénomène ponctuel dans le temps qui peut correspondre à divers phénomènes dont quelques exemples sont cités ici :

- Un lobe secondaire de forts réflecteurs de la scène,
- une cible mobile ou encore à l'enregistrement d'un écho dans une plage de réception temporelle qui n'est pas la sienne,
- etc.

#### 2.2.1.7 Disparition des textures et importance du Speckle

Enfin la dernière particularité que nous souhaitons signaler dans cette section, concerne la nature des textures : elles ont tendance à disparaître avec l'amélioration de la résolution. Les surfaces naturelles apparaissent plus comme un ensemble de réflecteurs aux comportements électromagnétiques plus ou moins différents que comme une surface texturée. On ne parle ainsi généralement plus de texture mais de «scatterers» (ou groupes de «scatterers»).

Ces groupes de scatterers ne sont rien d'autres que du «speckle» qui contient maintenant une information significative sur chaque objet de la scène. Cette constatation ouvre la porte à de nouveaux types de traitement des images radar qui consisteront à analyser le speckle (voir section suivante) et non plus à le lisser (par filtrage) comme nous l'avons toujours fait jusqu'à présent.

## 2.2.2 Le chatoiement en haute résolution

La section précédente appuie l'existence d'une évolution de la nature du signal radar en haute résolution. Ce type d'image est le théâtre de nombreux forts échos qui dominent la scène.

La conséquence directe de ceci est l'invalidité du modèle statistique de Goodman pour une grande majorité de surfaces. Avec l'augmentation de la résolution, le nombre de réflecteurs élémentaires au sein d'une cellule de résolution diminue (non respect de la première hypothèse de Goodman, chapitre 1, § 1.3.2.3). De plus la majorité des surfaces sont très hétérogènes et la fréquence des réflecteurs dominants augmente.

Dans ce qui suit, nous proposons d'examiner sur des exemples réels l'évolution du comportement statistique de l'amplitude et de la phase des images RSO HR.

Il est important de noter que les tests effectués dans cette section sont réalisés uniquement à partir des scénarios que nous avions à notre disposition. Des tests sur d'autres types de données (autres capteurs, autres incidences, etc.) seraient nécessaires pour valider ces résultats.

## 2.2.2.1 Comportement de l'amplitude

#### $\diamond$ Les surfaces homogènes

Dans le cas des surfaces homogènes naturelles, la modélisation statistique par loi de Rayleigh du modèle de Goodman est encore acceptable. La figure 2.10 permet d'illustrer cette affirmation sur deux zones homogènes extraites de nos scénarios réels (une zone de route caractérisée par une réflexion spéculaire et une zone de végétation rase).

Ces résultats suggèrent que le speckle est toujours de nature pleinement développé sur certaines surfaces homogènes.

Les résultats que nous avons obtenus précédemment ont été vérifiés uniquement sur nos scénarios, c'est-à-dire pour une bande de fréquence donnée et une résolution donnée. Dans [DFCD04], les auteurs discutent la validité du modèle de Goodman en imagerie HR, pour différents types de surface naturelle (en particulier de l'herbe et de la forêt), différentes bandes de fréquence et différentes résolutions. Il y est notamment suggéré que pour chaque surface naturelle, il existerait une résolution au deçà de laquelle la surface ne serait plus un réflecteur de Goodman et donc pour laquelle le speckle ne serait plus pleinement développé.

# $\diamondsuit$ Les scènes hétérogènes (végétation haute) et non-stationnaires (zones manufacturées)

Dans le cas de surfaces plus hétérogènes comme les forêts et les zones manufacturées, le modèle de Rayleigh n'est pas toujours vérifié (ce qui était d'ailleurs déjà le cas pour des données à 10 mètres de résolution).

Les figures 2.10 (c) et (d) illustrent ces affirmations sur deux zones différentes : une zone de forêt et une zone manufacturée.



FIG. 2.10 - Estimation du modèle de chatoiement pleinement développé pour différents types surface

(a) Zone de réflexion spéculaire (b) Sol nu ou végétation rase (champ) (c) Végétation haute (forêt)
(d) Zone manufacturée - La courbe en pointillé rouge correspond à la densité de probabilité
empirique estimée sur l'image en amplitude alors que courbe bleue continue correspond à la loi de Rayleigh estimée à partir de ces données

Plusieurs modèles ont été proposés dans la littérature pour modéliser la statistique de ces zones hétérogènes de la haute résolution radar. Certains de ces modèles sont fondés sur des mélanges de lois [ABO95]. D'autres utilisent les lois empiriques déjà proposées dans un contexte moyenne résolution en présence de zones très hétérogènes (loi  $\mathcal{K}$ , loi lognormale [Sim02] et autres lois du système de Pearson). La critique principale généralement adressée à ces modélisations empiriques est de ne s'appliquer qu'à un cas particulier de surfaces : elles ne permettent pas une modélisation statistique empirique de toute une scène.

#### ♦ Modélisation générique des statistiques des données HR

En imagerie RSO HR, la difficulté majeure est de trouver un modèle statistique générique qui permettrait à la fois de décrire la distribution des zones homogènes entrant dans le cadre des hypothèses de Goodman, et les distributions variées de toutes les surfaces hétérogènes du milieu urbain. C'est ce que propose de faire Tison *et al.* par l'intermédiaire des lois de Fisher. Il est ainsi démontré dans [Tis04] (par la simulation et sur des données réelles) que la souplesse des lois de Fisher permet de modéliser la diversité de distributions rencontrées en milieu urbain HR. Nous pouvons d'ailleurs noter que la plupart des lois statistiques sur  $\mathbb{R}^+$  proposées en modélisation radar sont des cas particuliers de cette famille de loi : la loi  $\mathcal{K}$ , la loi log-normale, etc.

A partir de la figure 2.11, la validité de ce modèle statistique peut être vérifiée sur les exemples précédents de surfaces homogènes et hétérogènes.



FIG. 2.11 - Validité du modèle de Fisher sur nos données

(a) Zone de réflexion spéculaire (b) sol nu ou végétation rase (champ) (c) végétation haute (forêt) (d) zone manufacturée - La courbe en pointillé rouge correspond à la densité de probabilité empirique estimée sur l'image en amplitude alors que courbe bleue continue correspond à la loi de Fisher estimée à partir de ces données.

Nous retiendrons que la modélisation de Fisher est un modèle générique capable de décrire à la fois les surfaces de Goodman et la grande richesse de surfaces hétérogènes des milieux urbains (richesse croissante avec la résolution).

#### 2.2.2.2 Comportement de la phase

Les images HR font apparaître un comportement particulier de la phase dans certaines zones de l'image. Rappelons que le modèle de Goodman suppose une phase uniformément répartie sur  $[0, 2\pi]$  et décorrélée d'un pixel à l'autre. Les images RSO HR remettent en question cette hypothèse. Comme l'illustre la figure 2.12, la phase des images HR présente, dans certaines zones de l'image, des franges linéaires comparables à celles observées sur un interférogramme.

Dans [Pet04], l'auteur montre que ces motifs traduisent une corrélation locale de la phase. Dans ce document, une étude détaillée de cette propriété particulière est effectuée dans différents contextes (surface homogène, objets ponctuels brillants, bâtiments, etc.). L'auteur arrive finalement à la conclusion que cette corrélation de la phase est généralement visible dans les trois cas suivants : présence d'objets brillants, d'objets à faible rugosité ou présentant une périodicité (comme certains murs de bâtiments) ou d'artéfacts de synthèse de l'image (les ambiguïtés en particulier).

Il n'existe pas à l'heure actuelle d'explication précise à ce phénomène et des études au cas par cas seraient nécessaires afin d'envisager une exploitation de celui-ci.



FIG. 2.12 - Motif de la phase en imagerie HR

(a) Images en amplitude (b) Images de phaseExtraits d'images RAMSES © ONERA

## 2.2.3 Résumé

Dans cette section, les particularités des données radar haute ont été examinées.

Une étude visuelle et phénoménologique a permis de mettre en avant la difficulté d'exploitation de ce type de données. Certains phénomènes particuliers sont prédominants et perturbent énormément la qualité de l'image. Ainsi les scènes imagées sont composées d'un nombre important de forts réflecteurs dont les réponses sont mélangées. De plus les objets d'une scène sont caractérisés par plusieurs mécanismes de rétrodiffusion associés à tous les réflecteurs élémentaires les composant.

Une analyse statistique des données complexes a permis ensuite de mettre en évidence le nonrespect de certaines hypothèses du modèle de Goodman et l'échec de lois statistiques classiques pour modéliser la richesse de surfaces hétérogènes d'un milieu urbain. Dans ce contexte, le modèle de Fisher proposé par l'ENST a permis de répondre à ce souci de modélisation générique des distributions d'une scène urbaine HR.

Pour conclure, l'augmentation de la résolution des images radar s'accompagne d'un changement de la nature de l'information radar. L'analyse de ces images est de moins en moins intuitive et un oeil expérimenté est généralement nécessaire pour comprendre ce type de données. Des algorithmes automatiques et évolués d'interprétation de scène trouvent une grande utilité pour aider la lecture et compréhension de ces données.

## 2.3 Le jeu de données utilisées dans la thèse

Le cadre de notre étude est le milieu urbain, péri-urbain et industriel. L'essentiel de nos travaux a été réalisé à partir de données aéroportées issues de RAMSES et fournies par l'ONERA. Les images ont été acquises sur une zone portuaire et industrielle de la proche banlieue de Dunkerque. Aucune information concernant les paramètres suivants n'étaient disponibles :

- les spécificités d'acquisition des images (fréquence, polarisation, etc.),
- les images (résolution, taille des pixels, etc.),
- le relevé terrain nous donnant la localisation précise du tracé du porteur.

Le tableau 2.2 résume les seules données que nous avions à notre disposition à propos des scénarios RAMSES. Il s'agit d'images SLC acquises pour un angle d'incidence, une polarisation et une bande de fréquence.

Paramètres	Valeurs
Bande de fréquence	Bande X (fréquence centrale $\simeq 9.5$ GHz)
Résolution en distance $\delta_d$	submétrique ( $\leq 1$ mètre)
Résolution en azimut $\delta_a$	submétrique ( $\leq 1$ mètre)
Angle d'incidence	40 °
Nombre de lignes	11000
Nombre de colonnes	2560
Type de données disponibles	SLC
Date d'acquisition	1998

TAB. 2.2 - Paramètres d'acquisition des données RAMSES

Le relevé terrain a été approximativement évalué par comparaison des données avec une carte (figure 2.13). La trace du porteur est parallèle à la mer et regroupe une partie du port de Dunkerque et du centre ville dense. Quelques zones résidentielles (Quartiers Fort-Mardyck et Mardyck) et industrielles (raffinerie de pétrole, centre sidérurgique, aires de triage) sont visibles.

Pour notre étude, un ensemble d'imagettes de 800x800 pixels ont été extraites de ces scénarios. Ces imagettes représentent principalement des zones résidentielles, péri-urbaines et industrielles. Quelques exemples sont données sur la figure 2.14.

A partir de maintenant sans mentions spéciales supplémentaires, toutes les images radars présentées dans ce manuscrit sont extraites de ces scénarios.

# 2.4 L'interprétation de scènes et extraction d'information

## 2.4.1 L'interprétation de scènes : généralités

## 2.4.1.1 Définition et intérêt

Le terme *interprétation de scènes* est un terme assez vaste qui nécessite d'être défini. Le petit Larousse donne comme la définition suivante du terme interprétation : *action d'expliquer, de clarifier ce qui est obscur.* Pour la littérature scientifique, l'interprétation de scène désigne toute action qui vise à comprendre et expliquer la scène qui est à l'origine d'une série



(a) Trace du porteur sur une carte (ⓒ www.mappy.com)



(b) Extrait en amplitude d'une zone de nos scénarios Extraits d'images RAMSES © ONERA

FIG. 2.13 - Zones imagée - Dunkerque, FRANCE



Zone residentielle	Zone	résidentielle
--------------------	------	---------------

Zone péri-urbaine

Zone industrielle

FIG. 2.14 - Exemples de scénarios extraits de nos données Extraits d'images RAMSES © ONERA

de données plus ou moins bruitées.

L'interprétation de scènes ne se contente pas d'extraire un ou plusieurs éléments dans l'image mais plutôt d'interpréter la totalité de la scène, c'est à dire d'en détecter et caractériser tous les éléments la composant. L'extraction d'information est un des piliers principaux de l'interprétation de scènes. Classification de scènes, extraction de structures (routes, bâtiments, objets, lignes, textures, etc.), estimation de paramètres physiques (taux d'humidité, rugosité, etc.), extraction de paramètres 3D (construction de MNT, etc.) sont des outils indispensables à l'interprétation de scènes.

De nombreuses applications trouvent leur intérêt dans l'interprétation de scènes. Un des plus importants concerne **la fouille d'image** dont l'objectif est l'exploitation d'une grande masse de données de télédétection dans un temps raisonnable. Etant donné le nombre croissant de missions satellitales d'observation, une grande quantité de données est enregistrée quotidiennement par les stations terrestres. L'exploitation de ces grandes archives de données devient de plus en plus compliquée par la masse de données à disposition, et par la richesse d'applications de ces images. La fouille d'images a pour objectif d'assister un opérateur dans une requête particulière (étude de la végétation, étude des glaciers, etc.), afin de s'abstenir de longues analyses manuelles. Les systèmes de «data mining» sont des systèmes interactifs qui extraient rapidement, et de façon automatique, l'information pertinente indiquée par un opérateur expert [SRSD00]. Les outils d'interprétation de scènes trouvent ainsi toute leur utilité dans de tels systèmes.

Des systèmes de fouilles d'images efficaces existent déjà dans un contexte moyenne résolution (le système KIM du DLR [DSDM02]).

## 2.4.1.2 Difficultés du problème d'interprétation de scène

Dans la pratique, les algorithmes d'extraction d'informations, et donc les techniques d'interprétation de scène, dépendent de plusieurs paramètres :

- Le type de capteur et ses caractéristiques : optiques ou radars (longueur d'onde, polarisation, angle d'incidence, etc.). Suivant le type de données à disposition de l'utilisateur, l'information exploitable est différente (voir chapitre 1.4), les propriétés des images sont différentes (en particulier en ce qui concerne leur géométrie et leur bruit) et donc les traitements sont différents.

- La résolution du capteur. Plus celle-ci est grande, plus des objets de petites tailles sont visibles. La notion d'information est différente, et l'interprétation de scènes n'a pas les mêmes objectifs (voir section 2.4.2) : extraction de masques urbains à 10 mètres contre extraction du tissu urbain à 1 mètre.

Une autre restriction due à la résolution concerne les limitations des méthodes d'extraction : les artefacts et difficultés d'un problème d'extraction d'informations à 10 mètres de résolution ne sont pas les mêmes à 1 mètre de résolution.

- Le type de scènes étudiées. Qu'il s'agisse d'une scène naturelle ou urbaine, les objets et structures constituant ces scènes, ainsi que leurs propriétés et leurs aspects dans l'image, sont spécifiques. Il n'est ainsi pas toujours facile de développer un algorithme capable de s'affranchir du type de scènes étudiées.
- L'application. Enfin la plupart des techniques d'analyse d'images sont souvent dédiées à une application donnée.

## 2.4.2 Extraction d'information et résolution

#### 2.4.2.1 Introduction

Les techniques d'extraction d'information d'images RSO sont des techniques bien maîtrisées depuis longtemps dans un contexte moyenne résolution. Les spécificités de l'imagerie radar HR, précédemment détaillées, induisent une évolution de la nature des informations qu'elles contiennent. Il est nécessaire de faire évoluer les algorithmes d'extraction d'information en conséquence, afin de s'adapter à la haute complexité de ce type d'images.

Cette section propose de rappeler les méthodologies d'étude d'une scène radar classique (moyenne résolution) avant de se focaliser sur celles d'une scène HR. L'objectif est de comprendre les changements impliqués par une image haute résolution, autant du point de vue de la nature de l'information à extraire que du point de vue des méthodes de traitement. L'analyse est effectuée selon cinq axes principaux :

- Le type de scène étudiée et les applications.
- Le type d'amer c'est à dire le niveau d'analyse de la scène : à l'échelle d'une surface, d'un objet ou d'une structure, d'un élément de cette structure ou du pixel.
- Les sources d'information c'est à dire les caratéristiques des amers (propriétés radiométriques, géométriques, etc.) contenant de l'information intéressante;
- Les méthodes d'extraction.

## 2.4.2.2 En moyenne résolution

 $\diamond$  Le type de scène : Pour ces résolutions, les scènes traitées sont principalement des scènes naturelles (zones parcellaires, agricoles, montagneuses, etc.).

Les applications visées consistent à détecter des zones urbaines noyées dans un contexte naturel (extraction de masques urbains) ou des structures particulières de la surface terrestre (grands axes routiers comme les autoroutes, cours d'eau, crête du relief, etc.), à étudier les propriétés des sols terrestres (taux d'humidité, etc.) ou encore à construire des Modèles Numériques de Terrain.

 $\diamond$  Le type d'amer : pour effectuer ces études, les outils d'analyse travaillent à l'échelle de surfaces homogènes (ex : un champ agricole), de textures (ex : une zone de végétation) et de structures géométriques élémentaires (des lignes, des contours, etc.).

Ces amers sont composés de pixels aux comportements électromagnétiques globalement similaires.

Pour s'affranchir de l'effet du Speckle, on préfère souvent travailler sur des voisinages de pixels plutôt que sur des pixels seuls, sous l'hypothèse que deux pixels voisins ont de forte chance d'être de même nature.

 $\diamond$  Les sources d'information : L'information utile [Maî01] est issue de la statistique du speckle (données en amplitude), des textures de la scène (matrice de coocurence, coefficient de variation, modélisation markovienne), des mécanismes de rétrodiffusion (données polarimé-triques) ou encore de la cohérence des données interférométriques (qui donne une indication sur la capacité de la scène à fournir une phase stable avec l'angle d'incidence).

Pour finir, seule la donnée d'amplitude est considérée comme porteuse d'information (sauf dans un contexte de reconstruction 3D par interférométrie radar).

 $\diamond$  Les méthodes d'extraction : Les méthodes d'extraction sont des algorithmes de traitement de l'image exploitant souvent la modélisation statistique du speckle. Les algorithmes sont ainsi à base de tests statistiques (ex : détection de cibles isolés), de détections de ruptures (contour entre deux parcelles agricoles,...), de classification statistique, etc. Des modélisations stochastiques [Tup97] à base de champ de Markov sont souvent utilisées afin d'assurer une certaine régularité à la solution et une robustesse au bruit de Speckle.

Enfin le speckle est considéré comme un élément perturbateur qu'on préfère supprimer par filtrage.

#### 2.4.2.3 En haute résolution

 $\diamond$  Le type de scène et les applications : Avec des résolutions inférieures à 2-3 mètres l'étude de scènes urbaines est maintenant possible : des opérations de la détection (pour des résolutions proches de 2 mètres) à l'identification (avec des résolutions centimétriques) d'objets à échelle d'homme (bâtiments, véhicules), sont maintenant envisageables. Nous n'allons plus essayer d'extraire un masque urbain dans une scène naturelle mais d'extraire le tissu urbain d'une ville.

 $\diamond$  Les amers : Les algorithmes d'extraction cherchent des objets complexes. Ils travaillent toujours à l'échelle d'une surface mais aussi à celle d'une structure thématique (une route, un bâtiment), d'un objet ou d'éléments d'un objet et du pixel.

 $\diamond$  Source d'informations : Alors que dans un contexte moyenne résolution, on s'intéressait à extraire des amers composés de pixels électromagnétiquement semblables, en haute résolution ils sont caractérisés par une dynamique importante de radiométrie. Chaque élément d'une structure possède ses propres propriétés qui ne sont pas forcément les mêmes que celle de son voisin. Chaque élément est ainsi le lieu de plusieurs phénomènes de rétrodiffusion différents : un bâtiment est caractérisé par la réponse brillante de son coin réflecteur, la réponse moyenne de son toit et la réponse de son ombre.

Tous les détails de la scène sont importants à ces résolutions. Les sources d'informations précédentes (radiométrique, polarimétrique) sont toujours d'actualité.

Une information sur la géométrie des objets (2D et 3D) devient prédominante. Elle peut être déduite des formes visibles, sur l'image mais aussi des distorsions géométriques (hauteurs des bâtiments [Tup01].

Comme chaque objet et structure de la scène est composé de réflecteurs élémentaires au comportement souvent différent d'un voisin à l'autre, une compréhension des mécanismes physiques à l'échelle du pixel est généralement nécessaire, afin de comprendre l'image et tenter de caractériser la signature de chaque objet de la scène. Ainsi, de nouveaux paramètres relatifs à l'organisation, aux relations et aux propriétés électromagnétiques des réflecteurs de la scène connaissent un certain attrait [RH96a] [DQG04] : l'analyse de l'information contenue dans le speckle est maintenant envisagée.  $\diamond$  Les méthodes d'extraction : L'étude de la littérature nous a permis de dégager deux approches différentes et complémentaires pour l'extraction d'informations dans des images radar haute résolution :

- Les techniques par traitement du signal qui effectuent une analyse des comportements électromagnétiques de chaque réflecteur de la scène (interaction onde-matière). Une information importante et précise des phénomènes physiques à l'origine de l'image est issue de cette approche. Ces méthodes sont dédiées à une étude spécifique et sont difficilement généralisables à toute l'image.
- Les techniques par traitement de l'image qui ont une approche macroscopique du problème d'extraction d'informations. Les réflecteurs sont étudiés en groupe (on parle d'objets ou de régions) de réflecteurs. Les algorithmes développés sont inspirés de la communauté traitement de l'image.

Cette fois c'est une approche d'analyse globale de toute la scène. Elle a l'avantage d'être généralisable à toute l'image. Mais en contre partie, aucune explication physique sur les phénomènes radar mis en jeu n'est obtenue par cette approche.

Ces deux approches sont ainsi différentes mais complémentaires.

La section suivante effectue un état de l'art plus détaillé sur chaque famille de méthodes précédentes.

## 2.4.3 Les méthodes d'extraction d'informations en imagerie RSO HR

#### 2.4.3.1 Les approches par traitement du signal

Ces méthodes étudient et caractérisent les signatures électromagnétiques des objets et les non-stationnarités de la scène avec les conditions de prise de vue (angle d'observation, fréquence du signal émis, etc.). Il s'agit d'effectuer une étude du Speckle.

Les structures et objets de la scène sont modélisés par un ensemble de réflecteurs élémentaires aux propriétés électromagnétiques spécifiques [RH96a]. L'analyse est effectuée à l'échelle de ces réflecteurs élémentaires (c'est à dire à celle du pixel), c'est pourquoi on parle d'analyse microscopique. Les méthodes développées sont largement inspirées des communautés traitement du signal et théorie de l'information.

Une première approche proposée consiste à étudier l'organisation et les relations mutuelles entre tous les réflecteurs élémentaires de la scène [RH96b] [DQG04]. L'objectif de cette approche est la recherche d'invariants caractéristiques de chaque structure.

D'autres auteurs proposent d'effectuer une analyse temps-fréquence de l'image [OVCB03]. L'objectif de ces méthodes est de caractériser un objet par sa signature angulaire (en fonction de l'angle d'observation) et fréquentielle (en fonction des fréquences de la bande passante du signal émis) à chaque instant de l'acquisition radar. Rappelons en effet qu'aux résolutions submétriques, la réponse d'un objet est fortement non stationnaire avec les conditions de prise de vue. Par le principe de synthèse d'ouverture, nous perdons cette information de non stationnarité, source intéressante d'information sur la signature électromagnétique des objets de la scène. Les méthodes temps-fréquences (Wigner-Ville, etc.) ont pour objectif de récupérer cette information noyée dans le signal total, et de l'exploiter pour caractériser une scène et aider à son interprétation.

Deux inconvénients majeurs sont à reprocher à cette approche. Le premier concerne la ma-

nipulation d'un grand volume de données. Le second réside dans la difficulté d'interprétation des résultats qui demande une étude au cas par cas à partir d'une vérité terrain bien connue.

Une dernière approche intéressante concerne l'analyse en sous-vues de la scène. Comme précédemment, l'objectif est de récupérer l'information de non-stationnarité noyée dans l'image RSO. La différence notable avec la méthodologie précédente est que l'analyse est effectuée de façon beaucoup moins précise et spécifique (les pas angulaires et fréquentiels sont beaucoup plus grands). Le problème est ramené à la comparaison de l'information contenue dans des sous-vues successives de la scène. Dans [Hen03], l'analyse est effectuée par calcul de la corrélation entre deux sous-vues; un maximum de cette corrélation traduisant la stationnarité de la zone concernée. Dans [Tis04], l'auteur préconise l'utilisation de l'information mutuelle entre deux sous-vues, afin d'éviter la perte de résolution de la première méthode.

Ces approches de l'extraction d'information des données radar haute résolution donnent des résultats intéressants. Elle permet entre autre de détecter les cibles mobiles dans une scène et donne une information importante sur chaque pixel de la scène.

En contre partie, ces méthodes sont spécifiques et difficilement généralisables à toute la scène.

#### 2.4.3.2 Les approches par traitement de l'image

L'objectif est d'extraire les structures et objets de la scène par des propriétés visibles sur l'image. Nous ne travaillons plus ici à l'échelle de réflecteurs mais à l'échelle de formes, d'objets.

Les communautés de reconnaissance des formes<sup>1</sup> et du traitement de l'image offrent toute une panoplie de méthodes exploitables. Il s'agit de détection et caractérisation de formes géométriques, de classification de surfaces ou d'objets par des approches «déterministes» (e.g. transformée de Hough, etc.) ou encore des approches orientées objet<sup>2</sup> (e.g. géométrie stochastique [Qua04] [Sto01]).

La plupart des travaux rencontrés dans la littérature et adoptant cette approche envisagent l'exploitation de plusieurs sources d'informations. Les principaux axes de recherche rencontrés sont les suivants :

- Reconstruction 3D : il s'agit des travaux de Tison [Tis04] et Petit [Pet04] en interférométrie et de ceux de Simonetto [Sim02] en radargrammétrie.
- Extraction des infrastructures : Quartulli [Qua04] propose un système hiérarchique d'interprétation de scènes dans un contexte bayésien et le problème est principalement focalisé sur l'extraction d'infrastructures à partir d'un couple d'images interférométriques. Les algorithmes développés sont à base de géométrie stochastique, et optimisent les paramètres de formes géométriques pré-définies. L'avantage de cette approche est qu'elle permet d'introduire des relations contextuelles entre les objets et d'introduire des connaissances sur l'organisation des objets d'une ville.

Simonetto et Tupin étudient la détection des bâtiments par recherche de signatures linéaires brillantes simples [Tup01] ou en forme de L [HOG01].

 $<sup>^{1}</sup>$ La reconnaissance de formes est une branche de la vision artificielle qui consiste à identifier des formes pré-définies dans une image.

 $<sup>^2 {\</sup>rm une}$  approche orientée objet about it à l'isolement de chaque structure dans la scène pour les traiter individuellement
- Extraction de routes : il s'agit des travaux par construction de graphe de Wessel [WW04] [WH03], par transformée de Hough de Dell'Acqua [DG01] [DG02] [DGL03] et par détection de segments et reconstruction de graphes de Tupin [THD02].
- Classification de scènes : la plupart des algorithmes de classification rencontrés utilisent à la fois l'information radiométrique des données SLC et une information de cohérence interférométrique (la disposition d'un couple interférométrique est nécessaire). C'est le cas de Quartulli [Qua04] qui réalise une classification par des k moyennes<sup>3</sup>. Tison [TNT03] propose une classification markovienne alors que [Pet04] préfère un algorithme à base de logique floue.
- Reconnaissance de cibles. De nombreux travaux ont été menés dans ce domaine par les militaires [oT93].

# 2.5 Contribution et sujet de cette thèse

# 2.5.1 Contribution et objectifs

Le contexte de cette thèse est l'interprétation d'une scène radar à partir d'une seule image SLC (monopolarisation, monoincidence, monobande, etc.). Alors que de nombreux travaux actuels privilégient l'exploitation conjointe de plusieurs sources d'informations (données polarimétriques, données multi-incidences, données multi-capteurs, ...) afin d'obtenir une interprétation la plus complète possible d'une scène (voir section 2.4.3), ce type de données n'est pas toujours à la disposition de l'utilisateur pour l'étude d'une zone précise de la surface terrestre. La quantité d'information exploitable à partir d'une unique image SLC est certes réduite mais d'un autre côté c'est un cas très courant rencontré aujourd'hui, et encore dans les années qui viennent, par les utilisateurs de données radar spatiales.

Nous sommes conscients que cette approche se trouvera vite limitée par le manque d'informations, mais ce type d'analyse est nécessaire pour pouvoir répondre aux requêtes du plus grand nombre d'utilisateurs. Les résultats obtenus ici ne pourront être qu'améliorés dans le cas où davantage d'informations seraient à notre disposition :

- données polarimétriques,
- données 3D (couples interférométriques, ou stéréoscopiques),
- données multi-bandes,
- etc...

L'objectif n'est pas ici de développer une chaîne opérationnelle complète d'interprétation d'images radar SLC HR, mais de proposer une méthodologie d'analyse de ce type d'images complexes. Dans ce contexte nous souhaitons proposer ici des algorithmes d'extraction d'information le plus automatique possible qui pourraient s'intégrer dans un système complet d'interprétation de scène.

Nos travaux sont orientés autour de deux axes de recherche : la classification de scène et l'extraction d'infrastructures (extraction du réseau routier mais aussi détection des bâtiments).

Nous avons vu au paragraphe 2.4.3, que l'extraction d'information de scènes radar HR peut être abordée par deux approches différentes : par une méthodologie *traitement du signal* ou par une méthodologie *traitement de l'image*. Nous avons opté dans cette thèse pour la seconde approche car nous recherchons des outils capables de fournir une analyse globale de la scène.

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>kmeans en anglais

Les choix des méthodes d'extraction d'information que nous avons effectués tout au long de cette thèse ont été guidés par trois soucis principaux :

- Quasi-automatisme : une intervention réduite d'un opérateur extérieur et l'utilisation réduite d'information extrinsèque sont préférées.
- Fiabilité : nous préférons limiter le taux de fausses alarmes au détriment d'une probabilité de détection moins optimale : on veut rattacher à l'image de l'information sûre, même si elle est incomplète.
- Temps de calcul : dans un soucis d'intégration à moyen terme dans une chaîne opérationnelle, les méthodes peu coûteuses informatiquement sont privilégiées.

Enfin nous avons souhaité limiter le type de scènes traitées. Le milieu urbain dense est un milieu très difficile à étudier en particulier en imagerie radar. De nombreux objets sont présents et chacun de ces objets nécessitent une procédure particulière d'extraction et de reconnaissance. De plus l'accumulation de ces objets rend souvent difficile l'interprétation, dans la mesure où leur réponse n'est pas toujours séparable. Nous restreindrons ainsi l'étude de nos algorithmes à des scènes péri-urbaines et résidentielles.

La section suivante présente notre approche de l'interprétation de scène. Cette chaîne résume la méthodologie appliquée par la suite pour l'extraction de routes.

# 2.5.2 Une chaîne d'interprétation de scènes radar 2D haute résolution

#### 2.5.2.1 Présentation générale de la méthodologie

Devant la complexité maintenant connue des scènes radar HR (complexité due à la nature des scènes observées mais également à la complexité du signal radar à ces résolutions (§ 2.2.3), il semble ambitieux d'extraire directement des données, des routes, des voitures et des structures urbaines comme des bâtiments.

Notre méthodologie de l'interprétation de scène envisage une approche hiérarchique du problème, suivant la taille de la structure à extraire. L'idée est de travailler à plusieurs niveaux en détectant à chaque niveau des structures ou objets de plus en plus petits.

A un niveau donné, les algorithmes d'extraction travaillent à partir du résultat des algorithmes précédents et des retours en arrière peuvent être envisagés afin de corriger le résultat d'un niveau à partir des résultats suivants.

L'idée principale de cette approche est de focaliser à chaque étape la recherche d'une structure donnée sur une zone particulière de la scène. L'objectif est double : gain de temps de calcul (seule une partie de l'image est traitée à chaque fois) et fiabilisation de l'extraction. En effet à chaque étape nous restreignons de plus en plus l'espace de recherche et afin d'éviter ainsi certaines fausses alarmes.

# 2.5.2.2 Détails de la chaîne

La démarche proposée est la suivante, elle travaille en trois étapes successives (voir figure 2.15).

 $\diamond$  **Niveau 1** : le premier niveau de notre chaîne d'interprétation de scène propose de réaliser une classification thématique de la scène. L'objectif est de former des surfaces de pixels aux propriétés radiométriques similaires : zones de réflexion spéculaire, zone de végétation brillante, sol de faible rugosité, etc.

Cette première étape permet d'obtenir une idée rapide de la composition et organisation de la scène par une approche région.

 $\diamond$  **Niveau 2** : Ce second niveau de la chaîne est consacré à l'extraction des grosses infrastructures : réseau routier, bâtiments, réseau hydrographique, etc.

Le résultat du niveau précédent sert à piloter la recherche de ces infrastructures ; par exemple une portion de route fait partie des zones à réflexions spéculaires de la scène.

 $\diamond$  **Niveau 3** : Finalement une fois que les grosses structures manufacturées de la scène sont connues, nous pouvons conclure la chaîne d'interprétation de scène en recherchant des petits objets : voitures stationnées, lampadaires, etc.

C'est un problème de reconnaissance de cibles (DRI : Détection, Reconnaissance, Identification). Encore une fois le résultat du niveau précédent sert à guider la détection (e.g. une voiture non mobile est située à proximité directe d'une route).



FIG. 2.15 - Chaîne d'interprétation de scènes 2D HR

A chaque niveau, on entre ainsi de plus en plus dans le détail de la scène afin d'atteindre une interprétation finale fiable et correcte.

#### 2.5.2.3 Analyse des performances des algorithmes de la chaîne

Une notion importante dans un processus d'extraction de structures ou de classification est la notion de validation. Cette étape est motivée par la nécessité de caractériser les résultats produits par un algorithme. Il s'agit de donner une mesure de fiabilité à une méthode. Ainsi les limitations et points forts peuvent alors être quantitativement mis en avant, et des comparaisons sont ensuite possibles avec d'autres méthodes.

On peut différencier deux manières de valider une méthode d'extraction de structures :

- qualitativement : il s'agit d'une analyse visuelle des résultats;
- quantitativement : à partir de critères de *qualités* qui fournissent une évaluation chiffrée du résultat.

L'étape de validation se caractérise par le choix d'une référence supposée parfaite. Cette référence peut être sélectionnée manuellement par un opérateur ou déduite de données externes (carte routière).

Le choix de la méthode qualitative et quantitative d'analyse des performances dépend du problème traité. Ainsi, chaque niveau de la chaîne sera évalué, en temps voulu, avec une série de critères de qualité adaptés au problème. La vérité terrain de référence est déduite de cartes numériques de l'IGN ( $BdTopo^{(B)}$ ).

# 2.6 Conclusion

56

Ce second chapitre de la thèse s'est articulé autour de deux thématiques différentes :

- le contexte de la haute résolution RSO,
- l'interprétation de scènes.

Dans un premier temps, le cas particulier des images radar HR a été examiné. La particularité de ces images a été introduite par une présentation rapide et succincte des contraintes de formation de ces dernières. Plusieurs systèmes de formation d'images RSO HR ont ainsi été introduits.

Dans un deuxième temps, une analyse phénoménologique et statistique a permis de mettre en évidence la grande complexité de ces images et de discuter la nature de l'information qu'elles contiennent.

Le second volet de ce chapitre, consacré à l'interprétation de scènes, a consisté à analyser les objectifs de ce domaine. Une étude détaillée de la littérature a permis de mettre en évidence l'évolution connue par les techniques d'extraction d'information, aussi bien du point de vue des applications que du point de vue des algorithmes développés et de l'information à extraire, lorsque nous passons d'un contexte de résolution spatiale actuelle (moyenne résolution) à un contexte de haute résolution (sub-métrique).

Devant la grande complexité des images RSO HR ainsi que la grande richesse d'applications offertes par ces dernières, une chaîne hiérarchique (à plusieurs niveaux) d'interprétation de scène a finalement été proposée. L'objectif des travaux qui suivent est de mettre en application cette chaîne dans le contexte particulier de l'extraction du réseau routier de scènes péri-urbaines.

La suite de ce manuscrit s'articule autour de trois chapitres différents. Le chapitre 3 traite du problème de classification d'une image radar HR : nous nous situons ici au premier niveau de la chaîne d'interprétation de scènes précédente. Au chapitre 4, un algorithme d'extraction du réseau routier à base transformée de Hough et algorithme de suivi est proposé : le niveau 2 de la chaîne est alors considéré. Nous verrons comment le résultat du niveau 1 de la chaîne peut être utilisé pour aider les algorithmes d'extraction de route. Enfin le chapitre 5 permet de conclure cette thèse sur l'utilisation d'information contextuelle pour améliorer l'extraction des routes. On abordera notamment le problème de détection de structures linéaires brillantes (correspondant notamment à des coins réflecteurs de bâtiments) et un nouveau détecteur sera proposé.

# Classification de scènes radar haute résolution

### Sommaire

3.1	La c	lassification de scènes et état de l'art	<b>5</b> 8
	3.1.1	Classification d'images de télédétection	58
	3.1.2	Classification des images radar haute résolution	61
3.2	Obje	ectifs et démarche d'étude	63
	3.2.1	Objectifs	63
	3.2.2	Résumé de la méthode proposée	63
	3.2.3	Analyse des performances	64
3.3	Une	méthode de classification bayésienne sur l'information ra-	
	diom	létrique	<b>6</b> 4
	3.3.1	Rappels sur l'approche bayésienne	64
	3.3.2	Schéma de la méthode bayésienne contextuelle développée	65
	3.3.3	Analyse des performances : étude théorique	70
	3.3.4	Etude pratique de la méthode	72
	3.3.5	Voies d'améliorations possibles	78
	3.3.6	Post-traitement spécifique à la classe route : un opérateur de filtrage géométrique	79
3.4	Résu	ımé	82

Dans ce chapitre, nous considérons le premier niveau de la chaîne d'interprétation de scènes présentée au chapitre 2 : classification thématique de la scène. Rappelons que le résultat de cette classification est important parce qu'il va servir de base aux algorithmes d'extraction de structures suivants. L'objectif est ici de fournir une idée globale de l'occupation des sols.

La première partie de ce chapitre propose un état de l'art des principales approches de classification d'images rencontrées dans la littérature. Nous profitons de cette section pour discuter de la difficulté du problème de classification des images radar haute résolution. Nous allons voir à cet effet que la principale limitation vient du fait que certaines classes de la scène sont très proches radiométriquement. La section suivante présente la méthode développée dans le contexte de cette thèse. Une méthode de classification statistique ponctuelle au sens du maximum de vraisemblance d'une image prétraitée contre le bruit de speckle suivi d'un processus de règle majoritaire est ainsi proposée. Nous verrons que ce type de méthodes de classification ponctuelle, aux résultats souvent médiocres sur des images entachées de speckle, peut être amélioré moyennant des prétraitements et post-traitement adaptés. Nous concluons la section sur quelques traitements spécifiques à appliquer à la classe contenant les routes, et nécessaires au bon fonctionnement de l'algorithme d'extraction de route que nous proposerons au chapitre 4.

Enfin chaque algorithme est testé sur des données réelles et les résultats sont évalués à l'aide

de critères de qualités adéquats.

# 3.1 La classification de scènes et état de l'art

Cette section est divisée en deux sous sections. Dans un premier temps, quelques généralités sur la notion de classification d'images sont présentées. Dans un deuxième temps, le problème de classification d'images radar HR est plus précisément considéré et une présentation de divers travaux intéressants de la littérature est effectuée.

#### 3.1.1 Classification d'images de télédétection

#### 3.1.1.1 Généralité

Les techniques de classification sont des outils relativement bien maîtrisés dans le domaine radar moyenne résolution. La classification d'images a pour objectif d'affecter à chaque pixel de l'image une étiquette déterminant ce qu'il représente dans une scène (une zone de végétation, une zone d'eau, etc.). Les techniques de classification de scènes, contrairement aux outils de détection de structures, sont construites sur une démarche régionale de la scène à traiter. Elles permettent d'obtenir une vision globale de la composition d'une image quelconque.

#### 3.1.1.2 Supervisée ou non supervisée

Il existe deux familles de méthodes de classification :

- Les méthodes supervisées nécessitent la connaissance d'information a priori sur chaque classe, prise en compte lors d'une phase d'apprentissage. Cette information a priori se présente :
  - ▶ soit sous la forme de propriétés caractéristiques particulières (liées par exemple à la radiométrie des régions ou encore aux textures, etc.),
  - ▶ soit sous celle d'une base d'échantillons (appelée base d'apprentissage) qui va permettre de déduire ces propriétés particulières utiles.
- Les méthodes non supervisées ne nécessitent aucune connaissance à priori sur les classes de la scène. Le problème de classification en mode non supervisé consiste à regrouper les pixels en plusieurs classes (ou nuages de points) à l'aide de méthodes itératives optimisant des distances ou des pseudo-distances. Les méthodes utilisées sont connues sous le nom de méthode de coalescence (ou *clustering* [DHS01] [DK97]). Parmi les méthodes les plus connues, on peut citer l'algorithme des k moyennes. La labélisation intervient a posteriori par une intervention manuelle.

Des avantages reconnus aux algorithmes non supervisés sont cités dans [DHS01]. L'inconvénient majeur des approches non supervisées sur les approches supervisées est leur sensibilité aux individus<sup>1</sup> très éloignés du reste des données : ces individus monopolisent généralement une classe à eux tout seul, ce qui fausse le résultat de la classification. Les approches supervisées sont ainsi souvent préférées en imagerie radar, qui est caractérisée par une grande dynamique de radiométrie entre les plus forts réflecteurs de la scène et les zones de réflexion

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>ce terme désigne en classification toute donnée à classer

spéculaire. Pour illustration, la figure 3.1, représente le résultat d'une classification par l'algorithme des k moyennes d'une image radar HR, et montre les résultats médiocres obtenus par une approche non supervisée sur ce type de données très bruitées. La figure (c) montre comment les pixels d'un même objet fortement rétrodiffusant sont classés dans des classes différentes par une approche non supervisée.



(a) Image en amplitude



(b) Kmeans en 5 classes



(c) Isodata 6 classes

FIG. 3.1 - Classification non supervisée - K moyennes en 5 classes et Isodata 6 classes

### 3.1.1.3 Les différentes approches

# $\diamondsuit$ Généralités

Les techniques de classification sont nombreuses et souvent adaptées à une application et à un type de données (donnée en amplitude, données multi-temporelles, données multifréquentielles, etc.).

Le résultat d'un processus de classification dépend généralement de deux choix importants :

- La méthode de classification permettant de prendre la décision entre toutes les classes,
- Le jeu de paramètres décrivant chaque classe et à partir duquel la méthode de classification prend une décision. Il est important que ces derniers soient choisis de façon à bien représenter les caractéristiques de chaque classe par rapport aux autres, en évitant les redondances et le manque d'information qui ne sont jamais bons pour les

performances d'une classification. Des méthodes de sélection des paramètres pertinents existent [Jai00](e.g. ACP : projection en composante principale, etc.).

Du point de vue des méthodes de classification, deux approches différentes ont été différenciées :

- Les approches bayésiennes qui exploitent des connaissances à priori sur les distributions statistiques du jeu de paramètres [TNT03].
- Les autres approches comme les réseaux de neurones [Hay99] ou encore des techniques issues des mathématiques appliquées comme les Machine à Vecteurs Supports (SVM) [BS02].

En ce qui concerne les paramètres utilisés pour la classification, quelques exemples souvent rencontrés dans la littérature sont cités ici :

- La radiométrie,
- la variance ou le coefficient de variation d'une région [NLDG<sup>+</sup>96] [Lau89],
- des paramètres de texture : paramètres de modèles markoviens [DSW98] [SR<sup>+</sup>98], paramètres issus de la matrice de coocurrence[KEY84][KEY03], etc.,
- des paramètres structurels ou paramètres de forme : longueur, largeur, élongation, surface, etc.,
- des paramètres fractaux [Pen84],
- des paramètres polarimétriques dans le cas où des données multi-polarimétriques sont disponibles [CP96a],
- des paramètres de cohérence de la phase interférométrique dans le cas où des données interférométriques sont disponibles [Pet04] [Tis04],
- etc.

Dans le contexte de l'imagerie radar, les méthodes le plus souvent utilisées et suggérant de bonnes performances de classification, malgré les perturbations importantes que représente le Speckle, sont les **approches bayésiennes** exploitant la connaissance à priori sur les distributions de l'**amplitude** du signal radar. Dans la section suivante, plus de détails sur ce type de méthodes sont donnés. Par contre, les autres approches, très peu utilisées en imagerie radar, ne seront pas davantage abordées dans ce manuscrit.

#### $\diamond$ Les approches bayésiennes

Dans l'approche bayésienne appliquée à une unique image radar SLC, chaque classe de la scène est décrite par la densité de probabilité de son amplitude, et la classification s'effectue sur ce seul attribut. Cet attribut est appris, pour chaque classe, sur une base d'apprentissage connue en mode supervisée, ou est itérativement estimé à l'aide d'algorithmes adaptés (EM, SEM, ICM, etc.) en mode non supervisé.

Après l'étude de la littérature, trois approches différentes peuvent être distinguées :

- Les méthodes dites ponctuelles : chaque pixel est classé indépendamment de son contexte. Seule la valeur radiométrique du pixel à classer est prise en compte dans le processus de classification. Devant l'aspect très bruité des images radar, ce type de classification donne des résultats médiocres sur les données RSO non traitées contre le speckle.
- Les méthodes dites contextuelles : Ce type de méthode est basé sur l'hypothèse

que l'état d'un pixel est étroitement lié aux états de ses voisins. Les pixels ne sont plus classés par rapport à leur seule probabilité dans chaque classe, mais aussi par rapport à celle de leurs voisins. Les méthodes les plus couramment développées travaillent à partir des distributions de la matrice de covariance des données dans chaque classe.

Le voisinage d'un pixel peut être choisi fixe et constant sur toute l'image ou déduit d'une phase de segmentation<sup>2</sup> de la scène [FjØ99] [Tup97]. L'avantage d'utiliser une segmentation de la scène plutôt qu'un voisinage fixe est que le voisinage de chaque pixel est composé uniquement des pixels qui lui sont similaires; ce voisinage n'est plus constant sur toute l'image mais adaptatif en fonction des structures de cette dernière. Ce type de méthodes est particulièrement bien adapté pour la classification de zones parcellaires d'images basses résolutions [SGPD98].

- Les méthodes dites globales : les méthodes globales proposent de modéliser l'image des classes par un champ de Markov. L'état d'un pixel (c'est à dire sa classe) est lié à l'état de toute l'image ou plutôt, sous l'hypothèse markovienne, à l'état de ses pixels voisins. Le principal avantage des champs de Markov est de fournir des modèles mathématiques simples et variés (Potts, Gauss Markov Random field, etc.) permettant de prendre en compte les interactions entre pixels. L'intérêt de ces approches est d'assurer une régularité à la solution finale de classification, et une robustesse au bruit.

En contre partie, le reproche souvent fait à l'utilisation des champs de Markov est le coût de calcul (mémoire et temps) des algorithmes d'optimisation utilisés pour résoudre le problème de classification. Ce sont ainsi des techniques encore peu prisées par les industriels bien que privilégiées par la communauté scientifique [TNT03] [FDP<sup>+</sup>03].

#### 3.1.2 Classification des images radar haute résolution

La section précédente a résumé les différentes approches de classification d'images. Dans cette section le cas particulier des images radar HR est considéré, et un état de l'art plus précis des travaux existants est effectué. Nous concluons cette section par une mise en évidence des difficultés de la classification de ce type de données.

#### 3.1.2.1 Etat de l'art

La classification d'images radar HR est un problème encore peu abordé par la communauté scientifique, en partie par faute de données disponibles. Quelques travaux intéressants peuvent tout de même être cités.

Céline Tison dans [TNT03] utilise l'approche bayésienne globale pour la classification de données SLC submétrique. Une classification markovienne à partir de l'information en amplitude est ainsi effectuée. Le résultat de la classification est ensuite fusionné avec une information de cohérence et de phase interférométrique afin de réduire certaines confusions (entre la végétation et le bâti en particulier). Cette classification est ensuite utilisée dans un processus de reconstruction 3D [Tis04] par interférométrie.

Les performances de cette méthode de classification sont correctes, au détriment d'un coût de calcul important.

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>la segmentation consiste à diviser l'image en régions connexes présentant les mêmes caratéristiques

Dans [Pet04], l'auteur propose un algorithme de classification de scènes de résolution submétrique utilisant les logiques floues. Comme dans l'exemple précédent, il utilise à la fois l'information en amplitude et une information de cohérence interférométrique, afin de réduire le taux de confusion entre certaines classes de radiométries proches l'une de l'autre. L'avantage des logiques floues est de permettre l'introduction d'information a priori riche sur des caractéristiques particulières de chaque classe (e.g. la géométrie des objets de la scène, etc.). Le résultat de la classification est correct et le contour des objets est généralement bien respecté. En contre partie, ce sont des approches construites sur des théories très complexes et de coût calculatoire important.

Dans [Qua04], l'auteur propose une classification non supervisée par k moyennes à partir de données interférométriques. Les principaux paramètres utilisés dans le processus sont : l'information de radiométrie, l'information de phase interférométrique, une information de texture locale dérivée de l'image en amplitude (paramètre de modèle de Markov). Cette approche révèle de bonnes performances pour des résolutions jusqu'à 1 mètre ; en dessous de cette limite la validité du résultat n'est plus garantie. Cette approche a l'avantage d'être non supervisée.

Et pour finir les auteurs de [DG01] effectuent une classification non supervisée par fuzzy kmeans d'images radar à 2 mètres de résolution environ.

#### 3.1.2.2 Analyse du problème

Une leçon intéressante de cette recherche bibliographique peut être dégagée. Il semblerait que l'approche bayésienne, sur la seule information radiométrique, se trouve vite limitée pour la classification des images radar HR. Certaines classes, très proches radiométriquement, sont difficilement differentiables sur cette seule information. L'introduction d'autres sources d'informations, comme la cohérence ou la phase interférométrique, semble jouer un rôle important dans la qualité des résultats d'une classification.

En examinant de plus près une image radar haute résolution, les principales remarques suivantes peuvent être formulées :

- Les contours des objets sont souvent difficiles à bien localiser, ce qui ne va pas faciliter le processus de classification. La décision au niveau des frontières de régions risque d'être difficile et les contours des objets assez irréguliers).
- Les images, surtout en milieu urbain, sont caractérisées par une grande dynamique de radiométrie. Certains forts réflecteurs de la scène concentrent une grande quantité d'énergie par rapport aux surfaces spéculaires de plus faibles radiométries. Les approches non supervisées sont clairement à exclure ici.
- Plusieurs régions de natures différentes sont semblables radiométriquement. Par exemple, les réponses des zones de végétation haute sont très proches de celles de certains toits de bâtiment. La figure 3.2 permet d'illustrer ceci par comparaison des distributions empiriques de ces deux classes différentes.

Dans la littérature, l'utilisation de données interférométriques permet de pallier partiellement ce problème de confusion. Nous sommes donc conscients, dès le début des difficultés et des limites, que va rencontrer une approche de classification à partir d'une unique SLC.

- Enfin pour finir, une scène radar urbaine est caractérisée par une grande diversité de



surfaces. Cette grande richesse est délicate à prendre en compte.

FIG. 3.2 - Comparaison des distributions de régions de végétation et de toits de bâtiments

# 3.2 Objectifs et démarche d'étude

# 3.2.1 Objectifs

Dans le cadre de ces travaux, le résultat de la classification n'est pas une fin en soi. Notre objectif est d'obtenir une idée rapide de la composition et de la disposition de la scène, afin de piloter le travail d'algorithmes d'extraction de structures de plus haut niveau (voir chapitre 4). L'application de l'interprétation de scène visée dans cette thèse est l'extraction de routes, l'objectif principal ici est donc d'obtenir une classification pertinente de ces zones.

Nous avons souhaité un algorithme simple et rapide. Ainsi l'utilisation d'algorithmes lourds à base de champs de Markov a été évitée, préférant une approche basique, certes moins performante, mais aux résultats tout à fait satisfaisants.

Il est important de rappeler que cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'analyse d'une unique image SLC. L'information utilisée par le processus de classification doit être exclusivement déduite de cette unique image, et l'introduction de données extrinsèques n'est pas envisagée.

Une des contraintes imposées dans ces travaux concerne la quasi-automatisation des algorihtmes. Nous avons donc essayé, dans la mesure du possible, de réduire le nombre de paramètres d'entrée de la méthode ainsi que l'intervention d'un opérateur extérieur.

Devant la complexité des images étudiées, nous travaillons en mode supervisé. Ainsi une étape manuelle de sélection des zones d'apprentissage par un opérateur extérieur fait partie de la chaîne de classification : cette intervention extérieure est le seul écart autorisé aux règles opérationnelles citées ci-dessus.

# 3.2.2 Résumé de la méthode proposée

La méthode proposée dans la section suivante (section 3.3) est une méthode de classification bayésienne sur la seule information radiométrique. Suite à l'analyse effectuée dans la section 3.1.2, nous nous attendons à rencontrer des difficultés pour différencier certaines classes de la scène. Cependant nous allons voir que moyennant certains prétraitements et post-traitements adaptés, il est possible d'obtenir des résultats tout à fait satisfaisants.

A l'issue de cette méthode de classification sur l'information radiométrique certaines confusions subsisteront entre la classe route de la scène et d'autres types de classes de faible radiométrie (dont les ombres). Nous envisagerons donc, en conclusion de ce chapitre, un post-traitement spécifique pour la réduction de ces confusions dans le cadre spécifique des routes.

Avant tout nous présentons, dans la section suivante, les critères de qualité que nous avons utilisés pour évaluer l'exactitude des résultats de la classification.

# 3.2.3 Analyse des performances

#### 3.2.3.1 Sélection de la vérité terrain

La vérité terrain utilisée pour évaluer les performances de notre algorithme de classification est issue d'une base d'apprentissage sélectionnée par l'opérateur extérieur. Cette dernière est divisée en deux bases différentes :

- Une base dite d'apprentissage va permettre l'apprentissage de tous les paramètres nécessaires au processus de classification;
- Une base dite **de test** va permettre d'évaluer les performances de la méthode.

#### 3.2.3.2 Critères de qualité

L'outil généralement utilisé pour évaluer un algorithme de classification quelconque est la matrice de confusion. Cette dernière permet de calculer les taux de confusion interclasses, ainsi que les taux de bonnes classifications dans chaque classe.

L'intersection de la ligne i avec la colonne j contient le pourcentage d'échantillons de la classe i ayant été affectés par le processus de classification dans la classe j. Ce paramètre désigne le taux de confusion de la classe i vers la classe j. La diagonale de la matrice correspond au nombre d'échantillons de la classe i effectivement classés dans cette classe i; on parle de taux de bonne classification associé à la classe i.

# 3.3 Une méthode de classification bayésienne sur l'information radiométrique

Dans cette section, nous détaillons la méthode de classification développée dans cette thèse. Nous commençons par quelques rappels théoriques sur les techniques de classification bayésienne.

#### 3.3.1 Rappels sur l'approche bayésienne

L'approche bayésienne assimile le champ des classes à un champ aléatoire. Partant de cette hypothèse, il s'agit d'en rechercher la réalisation la plus probable à partir des observations disponibles (l'image radar).

Dans la suite de ce paragraphe X désigne le champ aléatoire des classes et Y désigne les observations.

La solution du problème de classification est obtenue par maximisation de la loi *a poste*riori P(X/Y = y), qui n'est généralement pas connue. La formule de Bayes donne pour une réalisation Y et son champ associé X :

$$P(X/Y = y) = \frac{P(Y/X = x) \cdot P(X = x)}{P(Y)}$$
(3.1)

- En mode supervisé, la probabilité P(Y|X = x) est facilement déduite des échantillons de la base d'apprentissage : elle correspond à la distribution empirique mesurée sur ces échantillons connus.
- La détermination de la probabilité à priori P(X) de chaque classe est une étape plus délicate. Deux cas se présentent : P(X) est inconnue ou P(X) est connue.

En l'absence de connaissance sur P(X) et sous hypothèse d'équiprobabilité des classes, maximiser P(X/Y = y) équivaut à maximiser P(Y/X = x): on parle de classifieur au sens du maximum de vraisemblance (MV).

Dans le cas où l'on dispose de connaissances à priori sur P(X), on parle de classifieur au sens du maximum a posteriori (MAP).

Cette dernière probabilité peut être :

- ▶ soit donnée par des modèles mathématiques théoriques correspondant à des modélisations des textures ou du comportement local des observations (e.g. des champs de Markov).
- ▶ soit estimée à partir de la base d'apprentissage. Ceci implique que cette dernière soit bien représentative de la proportion réelle de chaque classe dans la scène; ce qui est souvent peu probable dans un problème de classification d'images avec sélection manuelle d'une base d'apprentissage.

#### 3.3.2 Schéma de la méthode bayésienne contextuelle développée

Notre objectif est de fournir un résultat rapide de classification d'une image sur la seule information radiométrique. Nous avons ainsi opté pour une approche ponctuelle rapide et simple, mais théoriquement moins fiable qu'une approche contextuelle. La prise en compte du voisinage est introduite dans une phase de post-traitements qui permet d'obtenir des performances de classification satisfaisantes.

En effet en filtrant les données avant le processus de classification, il est possible d'améliorer aussi bien théoriquement qu'empiriquement, les performances de la classification ponctuelle pour arriver à des taux de bonnes classifications convenables. Cette approche bayésienne de la classification a déjà été envisagée par d'autres auteurs dans un contexte de moindres résolutions [NLDG<sup>+</sup>96], et a suggéré de bons résultats.

Le schéma général de la méthode bayésienne de classification que nous avons développée ici est illustré par la figure 3.3. On distingue quatre étapes :

- Prétraitement contre le chatoiement;
- Apprentissage des distributions statistiques à partir de données prétraitées de chaque classe;

- Classification au sens du Maximum de Vraisemblance;
- Post-traitements.

Remarque : N désigne par la suite le nombre de classes.



FIG. 3.3 - Approche statistique

#### 3.3.2.1 Les prétraitements

L'algorithme commence par prétraiter les données contre le bruit de speckle qui est la principale cause des chutes de performance d'un algorithme de classification en imagerie cohérente. Ce prétraitement consiste tout simplement à filtrer les images à l'aide d'un filtre, adapté aux données radar.

Dans la littérature, de nombreux filtres spécifiques radar ont été proposés. La plupart de ces filtres sont basés sur les statistiques locales de la scène, calculées à l'intérieur de fenêtres carrées fixes ou de fenêtres adaptatives en fonction des structures locales de la scène [LNTL93]. Dans le cadre de cette étude, nous avons retenu quatre filtres couramment utilisés :

- Le filtre linéaire adaptatif de Lee avec fenêtrage carré fixe,

- le filtre non linéaire de Frost avec fenêtrage carré fixe,
- le filtre bayésien MAP avec fenêtrage carré fixe,
- le filtre proposé par Lopes et co. [LNTL93], associant une détection de structures au filtre MV précédent.

L'annexe B donne plus de détails sur la fonctionnalité de chacun de ces filtres.

Afin de choisir le meilleur prétraitement parmi cette liste de quatre filtres, une étude des résultats de la méthode de classification, obtenus à l'aide de chacun de ces prétraitements, a été effectuée. Une comparaison des performances en terme de matrice de confusion a finalement permis de prendre une décision. Afin de ne pas alourdir ce chapitre et d'en faciliter la lecture, cette dernière étude se trouve dans l'annexe B. On se reportera donc à cette dernière pour une justification plus détaillée des conclusions de l'étude, résumées dans ce qui suit.

Cette étude a révélé une faible influence du choix de filtre sur les performances de la méthode de classification en terme de matrice de confusion. Le filtre que nous avons finalement retenu pour notre algorithme de classification est le filtre proposé par Lopes et co. [LNTL93], associant un fenêtrage adaptatif par détection de structures au filtre au sens du Maximum de Vraisemblance (MV).

Ce choix se justifie par deux raisons principales :

- Premièrement, le filtre MV (équivalent à un filtre passe-bas) a un coût calculatoire moindre par rapport à la plupart des autres filtres. Ces derniers nécessitent en général une estimation des statistiques locales en chaque pixel de la scène, ce qui peut être complexe suivant le modèle de loi utilisé, alors que le filtre MV se contente d'effectuer un moyennage de pixels.
- Deuxièmement, une classification à partir de ce filtre semble mieux préserver les contours et structures de la scène. En effet, en associant à l'opération de filtrage une détection de structures (lignes, contours et cibles isolées), un meilleur traitement de chaque pixel de la scène est assuré, en particulier en milieu dense, et à l'approche de structures ou de contours. Le choix de ce type de fenêtrage semble ainsi particulièrement indiqué au milieu urbain HR.

#### 3.3.2.2 Apprentissage des distributions statistiques

Cette seconde étape consiste à apprendre les statistiques de chaque classe à partir des échantillons de la base d'apprentissage. L'estimation des distributions statistiques à partir de données d'observation peut être abordée de deux façons différentes [DHS01] :

- Estimation paramétrique : on dispose de modèles théoriques de lois, susceptibles de décrire les distributions de chaque classe de la scène. Dans ce cas, le problème de modélisation statistique consiste à estimer les paramètres de ces modèles théoriques pour chaque classe;
- Estimation non paramétrique : on ne dispose pas de modèles théoriques. Dans ce cas, le problème devient un problème de dimension infinie plus compliqué; il s'agit de rechercher une fonction quelconque décrivant au mieux les données d'entrée par optimisation d'un critère. Cette fonction peut être une combinaison linéaire de fonctions élémentaires comme dans le cas des fenêtres de Parzen [DHS01]. Ce type d'approches non paramétrique est particulièrement adapté au cas des distributions multi-modales difficilement descriptibles par un modèle théorique généralement uni-modal.

L'approche choisie ici est une **approche paramétrique**. En effet dans le cas de l'imagerie radar, les données en amplitude sont parfaitement décrites par les lois à trois paramètres de Fisher et définies sur  $\mathbb{R}^+$ . Nous avons pu vérifier, au chapitre 2, la validité de ce modèle pour plusieurs surfaces d'une image radar HR non filtrée. Il est proposé, dans une section ultérieure, de vérifier la validité du modèle pour des données filtrées.

La méthode d'estimation utilisée est celle développée par J.M. Nicolas [Nic02b] par l'intermédiaire des statistiques de seconde espèce. La formulation de cette méthode d'estimation est rappelée dans l'annexe A.

A la fin de cette étape, chaque classe i est ainsi décrite par sa distribution statistique continue notée par la suite  $f_i$ .

#### 3.3.2.3 Classification

En l'absence de connaissances a priori sur chaque classe (P(X) inconnu), nous effectuons une classification au sens du maximum de vraisemblance, et nous maximisons P(Y/X = x). Pour chaque pixel p, de radiométrie y, le problème de classification consiste à comparer, en ce pixel, les valeurs des densités de probabilités des différentes classes de la scène (notée pour la classe i  $P(y/X = x_i) = f_i(y)$ ). Un pixel p est associé à la classe k dont la densité  $f_k(y)$  est la plus grande, à savoir :

$$f_k(y) = MAX_{i \in [1,N]}(f_i(y)),$$
 N désignant le nombre total de classe (3.2)

#### 3.3.2.4 Post-traitements

La méthode finit par plusieurs post-traitements visant à améliorer les résultats de la classification. Il s'agit de filtrer le résultat et d'éliminer certaines erreurs dues au bruit.

Deux constatations sur le résultat de la classification précédente sont à souligner :

- Le résultat est encore bruité et les contours des régions ne sont pas toujours très réguliers dans certaines zones de la scène, notamment à l'approche d'objets manufacturés brillants et au niveau des zones naturelles (végétation et sol nu). Un processus de règle majoritaire va permettre de régulariser localement le résultat de la classification et filtrer le bruit isolé.
- Il apparaît que des petites zones de pixels d'une certaine classe se retrouvent parfois isolées au milieu d'une grande région d'une autre classe. Cette constatation peut sembler normale dans certaines configurations particulières de scènes ; en particulier en présence de forts réflecteurs isolés. Dans d'autres cas, ceci peut traduire une mauvaise classification et il peut être utile de reclassifier ces petites régions de pixels isolées afin de lisser le résultat.

Cette étape de post-traitements travaille en deux temps :

- Une étape de linéarisation des contours et d'élimination du bruit isolé par règle majoritaire;
- Une étape de traitement des petites surfaces isolées.

#### $\diamond$ Règle majoritaire

L'idée de ce post-traitement est de reclassifier chaque pixel en fonction du résultat de la classification de ses voisins afin de régulariser les contours, et de supprimer le bruit ponctuel. Cette étape rajoute une contrainte de régularisation au résultat de la classification.

Ce post-traitement ne s'appuie pas sur l'information radiométrique de l'image mais uniquement sur le résultat de la précédente classification. Chaque pixel de l'image est reclassifié en fonction du résultat de la classification de ses voisins; il s'agit de lui affecter la classe majoritairement représentée dans un voisinage fixe. La figure 3.4 permet d'illustrer sur un exemple simple le fonctionnement de ce processus : le pixel central, initialement classé dans la classe verte, est majoritairement entouré de pixels classés dans la classe bleue. Le processus de règle majoritaire corrige donc le résultat de la classification de ce pixel en classe "bleue". Cet exemple illustre bien le pouvoir régularisant des contours de ce post-traitements.



Effets : suppression bruit ponctuel & régularisation des contours

FIG. 3.4 - Règle Majoritaire



FIG. 3.5 - Systèmes de voisinage utilisés par la règle majoritaire

Ce processus de règle majoritaire nécessite la définition d'un voisinage. Nous avons opté pour un voisinage  $\mathcal{V}$  fixe, classique et rectangulaire, comme ceux de la figure 3.5.

Afin de supprimer le moins de détails possible de la scène, ces voisinages ne doivent pas être choisis trop grand. L'objectif de ce post-traitement étant la suppression du bruit isolé et la régularisation des contours des régions, un voisinage de taille 4 a semblé un bon compromis.

#### $\diamondsuit$ Correction du label des petites surfaces isolées

Il s'agit ici de corriger la classe des petites surfaces isolées dans de grandes régions d'une autre classe. Ce traitement n'est pas un traitement aveugle de toute l'image. Seules certaines classes de la scène sont considérées. En effet il semble tout à fait naturel, par exemple, de trouver une petite cible manufacturée brillante isolée sur une surface de sol nu. Ce type de classe, des objets brillants, n'est donc pas concerné ici par ce traitement. L'objectif est plutôt d'améliorer la classification des surfaces naturelles (en particulier la végétation). C'est pourquoi seules ces classes sont concernées par ce post-traitement.



Effet : Lissage des classes de végétation

FIG. 3.6 - Correction des petites surfaces isolées

La méthode est illustrée sur la figure 3.6 à partir d'un exemple simple; elle se déroule de la façon suivante :

- Pour une classe donnée, les petites surfaces sont recherchées par comparaison avec un seuil théorique choisi au préalable.
- Tous les pixels de ces surfaces sont ensuite reclassifiés sur la base de leur radiométrie en interdisant la classe précédente à laquelle ils appartenaient.
- Deux cas de figure se présentent alors :
  - ▶ la nouvelle classe sélectionnée correspond à la même classe qu'une région voisine à cette surface. Dans ce cas, cette nouvelle classe est affectée à tous les pixels de la petite surface.
  - ▶ la nouvelle classe sélectionnée ne correspond pas à une classe d'une région voisine. Dans ce cas, on risquerait de faire des erreurs en changeant la classe de la petite surface considérée. Il est ainsi préférable de garder la classe initiale pour tous les pixels de la surface considérée.

Cette méthode de reclassification des petites surfaces isolées permet de lisser considérablement le résultat de la classification des zones naturelles. Nous verrons à partir d'exemples dans la section suivante que le résultat est plus net et que les performances de classification de la végétation sont améliorées.

#### 3.3.3 Analyse des performances : étude théorique

Avant de passer aux tests pratiques de la méthode, une analyse théorique des performances de la méthode de classification en terme de matrice de confusion est menée dans cette section.

Dans une approche bayésienne, les performances d'un algorithme de classification sont déductibles théoriquement des distributions statistiques de chaque classe.

Considérons le cas de deux classes  $C_1$  et  $C_2$  de densité de probabilité respective  $f_1$  et  $f_2$ .

Notons S la valeur radiométrique pour laquelle  $f_1$  et  $f_2$  prennent la même valeur (voir figure 3.7). La probabilité de classer un pixel dans la classe  $C_2$  alors qu'il appartient en fait à la classe

 $C_1$  est donnée par l'équation 3.3; s désignant la valeur radiométrique tel que  $f_1(s) = f_2(s)$ .

$$P(C_2/C_1) = \int_S^\infty f_1(x) dx$$
 (3.3)

Inversement, la probabilité de classer un pixel dans la classe  $C_1$  alors qu'il appartient en fait à la classe  $C_2$  est donnée par :

$$P(C_1/C_2) = \int_0^S f_2(x)dx \tag{3.4}$$

Pour finir sous hypothèse d'équiprobabilité, la probabilité de confusion entre les deux classes est donnée par :

$$P(C_1, C_2) = P(C_2/C_1)P(C_1) + P(C_1/C_2)P(C_2) = \frac{1}{2}\left(\int_S^\infty f_1(x)dx + \int_0^S f_2(x)dx\right) \quad (3.5)$$

De même les probabilités de bonne classification de chaque classe sont données par :

$$P(C_1/C_1) = \int_0^S f_1(x) dx$$
 (3.6)

$$P(C_2/C_2) = \int_{S}^{\infty} f_2(x) dx$$
 (3.7)



FIG. 3.7 - Performance théorique d'un algorithme de classification bayésien ponctuel

Dans la pratique, les performances théoriques de cet algorithme de classification sont réalisées par intégration numérique des distributions de chaque classe; une expression littérale de la fonction de répartition de la loi de Fisher étant difficilement calculable. Les performances d'un algorithme de classification ponctuelle seront d'autant meilleures que les supports des densités de probabilité (du moins la partie du support contenant la quasitotalité de la masse de probabilité) de toutes les classes de la scène seront disjoints.

#### 3.3.4 Etude pratique de la méthode

Dans cette section, l'étude expérimentale de la méthode de classification est abordée. L'analyse est effectuée dans l'ordre suivant :

- Vérification du modèle statistique de Fisher pour la modélisation des données radar filtrées,
- Analyse théorique des performances de classification en terme de matrice de confusion à partir de la connaissance des précédentes lois statistiques,
- Test de la chaîne complète sur des données réelles.

Dans tous les cas, l'analyse est réalisée sur des données réelles issues des scénarios présentés au chapitre 2.

#### 3.3.4.1 Vérification des modèles statistiques

Pour assurer la fiabilité de l'algorithme, il faut commencer par vérifier la pertinence de la modélisation par loi de Fisher des données en amplitude non filtrées et filtrées pour chaque classe de la scène.



FIG. 3.8 - Exemple de sélection de zones d'intérêt

Les images sont très complexes en raison de la grande diversité du milieu urbain. Les observations de plusieurs images ont conduit à la sélection de cinq classes (figure 3.8) :

- Les zones d'ombre (ou absence de signal) (rouge)  $C_1$ ;
- Les zones de réflexion spéculaire correspondant aux routes et aux points d'eau calme (vert)  $C_2$ ;
- Les zones de sol nu (bleu foncé)  $C_3$ ;
- Les zones de végétation haute (jaune)  $C_4$ ;
- Les zones d'objets manufacturés brillants (cyan)  $C_5$ .

Pour chaque classe, plusieurs zones d'intérêt ont été sélectionnées à la main afin de former les bases d'apprentissage et de test, nécessaires au processus de classification et à son évaluation.

Il est important que chaque zone d'intérêt contienne assez de pixels afin d'assurer une bonne estimation de leurs distributions en amplitude.

Pour chacune des classes, on applique la méthode d'estimation paramétrique par lois de Fisher, et on évalue la pertinence de cette estimation à l'aide de l'intervalle de confiance à 99%. La figure 3.9 donne les résultats obtenus pour les cinq classes précédentes à partir de l'image non filtrée et l'image filtrée par le filtre de Lopes. Pour chaque classe, les distributions théoriques et empiriques sont semblables. La seconde est globalement bien contenue dans l'intervalle de confiance à 99% (voir annexe B pour la formalisme de ce dernier).

Les tests ont été renouvelés sur plusieurs autres images et à chaque fois le modèle statistique de Fisher a été vérifié.

#### 3.3.4.2 Performances théoriques de la classification

Dans cette section, les performances théoriques de la méthode classification ponctuelle au sens du maximum de vraisemblance sont évaluées à partir de données RSO non filtrées et de données RSO filtrées. L'objectif est de montrer qu'en prétraitant correctement les données contre le speckle, on peut améliorer les performances théoriques de la méthode.

Nous reconsidérons ici les cinq classes précédentes à savoir les ombres, les zones spéculaires, les zones de sol nu, les zones de végétation rase et enfin les zones brillantes d'objets manufacturés. La figure 3.10 montre la superposition des distributions estimées de toutes les classes, pour l'image brute (i.e. non filtrée) et pour l'image filtrée. Le tableau 3.1 regroupe les matrices de confusion théoriques pour ces deux types de données.

Au niveau de la figure 3.10, seules les quatre classes de plus faible radiométrie sont représentées. En effet la classe d'objets manufacturés brillants est de moyenne radiométrique largement supérieure et le support de sa distribution est bien séparé des autres classes de la scène, même à partir des données brutes.

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$			$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$C_1$	71.68	20.82	7.03	0.46	0		$C_1$	77.28	20.71	1.93	0.07	0
$C_2$	40.91	29.15	24.06	5.87	0		$C_2$	9.44	75.23	15.27	0.06	0
$C_3$	17.92	22.69	34.73	24.62	0.03		$C_3$	0	10.51	84.02	5.47	0
$C_4$	5.82	10	24.5	57.12	2.56		$C_4$	0	0.01	6.74	93.14	0.11
$C_5$	0.07	0.14	0.49	6.84	92.46		$C_5$	0	0	0.01	0.49	99.5

#### Image brute

Image filtrée

**TAB. 3.1** - Matrices de confusion théoriques pour l'image brute et l'image filtrée Les chiffres en rouge correspondent aux taux de confusion importants entre deux classes (supérieur à 10%). Les chiffres en bleu correspondent aux taux de bonne classification médiocres (proche de 50%)

A partir des résultats de la figure 3.10, nous remarquons clairement l'amélioration de performances de classification apportée par le filtrage :

 Au niveau des supports des distributions de chaque classe : le filtrage permet d'éloigner le support des distributions de chaque classe de la scène les unes par rapport aux autres, ce qui se traduit par une amélioration théorique des performances;



Image non filtrée



(a) Classe ombre image non filtrée



(e) Classe sol nu image non filtrée



(b) Classe ombre - image filtrée par par Lopes-MV



(f) Classe sol nu - image filtrée par Lopes-MV



(i) Classe objets manufacturés image non filtrée



Image filtrée par Lopes-MV



(c) Classe surfacesspéculaires - imagenon filtrée



(g) Classe végétation - image non filtrée



(d) Classe surfaces spéculaires - image filtrée par Lopes-MV



(h) Classe végétation - image filtrée par Lopes-MV



Lopes-MV

FIG. 3.9 - Modélisation statistique des distributions de l'amplitude non filtrée et de l'amplitude filtrée pour diverses classes

– Au niveau des matrices de confusion. Sans filtrage, comme attendu, les performances théoriques de la classification sont médiocres. Les taux de bonne classification des classes  $C_2$  (zones spéculaires) et  $C_3$  (sol nu) sont inférieurs à 50% et les taux de confusion entre deux classes de distributions adjacentes sont importants (taux de confusion de 40% entre les classes  $C_1$  et  $C_2$ ). Le filtrage permet d'améliorer considérablement les taux de bonnes classifications entre chaque classe, et les taux de confusion inter-classe



FIG. 3.10 - Superposition des distributions de plusieurs classes pour différents filtres

sont réduits par le filtrage.

#### 3.3.4.3 Test de la chaîne complète sur des données réelles

La section précédente a permis de montrer l'amélioration notable apportée par le filtrage sur les performances théoriques d'un algorithme de classification ponctuelle bayésien. Dans cette section, nous souhaitons évaluer la totalité de la chaîne de classification, d'un point de vue pratique :

- sur une image non filtrée;
- sur une image filtrée.

La chaîne de classification est appliquée à plusieurs scènes. La classification est faite à partir des lois des cinq classes apprises dans la section 3.3.4.2. Les performances de la méthode sont évaluées à chaque étape sur une base de test différente de la base d'apprentissage utilisée pour estimer les distributions de chacune des cinq classes précédentes.

#### $\diamondsuit$ Classification MV sur image prétraitée sans post-traitements

Le tableau 3.2 détaille les matrices de confusion pour chaque classe à l'issue de la première étape de la méthode, c'est à dire avant post-traitements. La figure 3.11 présente les images de classification résultantes.

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$			$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$C_1$	64.8	27.06	7.31	0.0067	0		$C_1$	67.06	30.09	2.78	0.06	0
$C_2$	36.6	41.02	20.47	1.8944	0		$C_2$	19.05	70.98	9.69	0.27	0
$C_3$	15.9	14.86	48.79	20.28	0.15	1	$C_3$	3.1	4.5	84.65	7.74	0
$C_4$	5.98	4.97	22.39	63.27	3.38		$C_4$	0.13	0	11.21	88.05	0.6
$C_5$	0.53	0.34	2.09	11.86	85.17		$C_5$	0	0	0	1.55	98.45

Image brute

Image filtrée

TAB. 3.2 - Matrices de confusion expérimentale

Les chiffres en rouge correspondent aux taux de confusion importants entre deux classes (supérieur à 10%). Les chiffres en bleu correspondent aux taux de bonne classification médiocres (proche de 50%)

Cet exemple permet de confirmer l'amélioration notable apportée par le filtrage sur le résultat de la classification et mise en évidence dans la section précédente.



Image en amplitude



Classification à partie de l'image brute



Classification à partir de l'image filtrée

**FIG. 3.11** - Résultat de la classification à l'issu de l'étape de classification ponctuelle Légende - Noir : classe  $C_1$  ombre ; Bleu : classe  $C_2$  surfaces spéculaires ; Gris : classe  $C_3$  sol nu ; Vert : classe  $C_4$  végétation ; Rouge : classe  $C_5$  objets manufacturés brillants

Dans le cas d'une classification ponctuelle à partir de l'image brute non filtrée, le résultat est très bruité et beaucoup de mauvaises classifications sont visibles. Dans le cas d'une classification après filtrage de l'image contre le speckle, le résultat est nettement amélioré et correct dans le sens où l'occupation des sols est globalement bien reconnue.

Quelques limitations sont pourtant à souligner à l'issue de cette première étape. Certaines confusions demeurent parmi les classes de faible radiométrie ; le cas des zones naturelles de végétation est en particulier intéressant à analyser. Les principales remarques suivantes peuvent être formulées :

- Végétation vs manufacturé brillant : certains pixels de la classe végétation sont parfois confondus avec du manufacturé brillant. Ceci peut s'expliquer par des réflections sur les troncs et grosses branches des arbres qui se comportent comme des coins réflecteurs et dont la réponse se confond avec celle d'objets manufacturés fortement rétrodiffusants.
- Ombre vs zone de réflexion spéculaire : la confusion entre ces deux classes est la plus importante. Comme pressenti à la section 3.1.2, il semble difficile de les séparer sur le seul critère radiométrique.

En y regardant de plus près, de nombreuses petites surfaces classées ombre sont isolées au milieu de plus grandes surfaces classées surfaces spéculaires (surtout au niveau des routes). Inversement, les ombres de bâtiments et autres objets sont parfois classés, partiellement voire totalement, dans la classe des surfaces spéculaires.

- Les zones de végétation : Les zones de végétation haute sont particulièrement délicates à classer. Le résultat de la classification de ces zones semble au premier abord encore très bruité. On peut notamment noter la présence dans de grandes régions de végétation, de nombreuses petites surfaces classées dans d'autres classes de distributions statistiques adjacentes (sol nu en particulier). La présence de ces dernières sont principalement due à la géométrie variante d'une zone forestière plus ou moins dense et composée de différents types de végétation (taille, nature des arbres et buissons, forme de la canopée, etc.).

Les zones de végétation sont ainsi particulièrement difficiles à classer à ces résolutions.

- Les zones de sol nu : La même remarque peut être formulée pour la classe de sol nu qui peut contenir localement de petites surfaces de classe végétation ou de classe surfaces spéculaires. Ainsi, bien que le résultat de la classification semble correct en terme de matrice de confusion, nous pressentons ici l'utilité de la phase de post-traitement.

#### $\diamond$ Etape 2 : post-traitements

Pour améliorer les résultats précédents, nous appliquons ici les différents post-traitements précédemment présentés :

- la règle majoritaire pour régulariser les contours et supprimer le bruit isolé.
- le traitement des petites surfaces : ce dernier post-traitement n'est appliqué qu'aux classes de faible radiométrie, c'est à dire les quatres classes suivantes : ombres, surface spéculaire, sol nu et végétation.



Image en amplitude

Image des classes

**FIG. 3.12** - Résultat de la classification statistique après post-traitements Légende - Noir : classe  $C_1$  ombre ; Bleu : classe  $C_2$  surfaces spéculaires ; Gris : classe  $C_3$  sol nu ; Vert : classe  $C_4$  végétation ; Rouge : classe  $C_5$  objets manufacturés brillants

La méthode a été testée sur plusieurs autres images réelles et les résultats sont similaires; des résultats supplémentaires sont donnés dans l'annexe B. Une matrice de confusion moyenne a été calculée en utilisant des résultats obtenus à partir d'une dizaine d'image. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.3.

	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_5$
$C_1$	63.29	35.24	1.42	0.2	0
$C_2$	9.12	84.92	5.74	0.215	0
$C_3$	1.32	1.96	94.14	2.5	0.073
$C_4$	0.338	0.14	7.65	91.76	0.1
$C_5$	0	0	0	1.20	98.8

TAB. 3.3 - Matrice de confusion moyenne sur plusieurs simulations de la chaîne globale

Plusieurs conclusions peuvent être déduites de ces résultats :

- La matrice de confusion laisse apparaître de bons résultats : les probabilités de bonne classification des classes  $C_2$ ,  $C_3$ ,  $C_4$  et  $C_5$  sont dans la plupart des cas très satisfaisants et les taux de confusions interclasses sont réduits par rapport à ceux obtenus avant l'étape de post-traitements.

- Visuellement parlant, les résultats sont largement améliorés par l'étape de post traitement et sont satisfaisants dans leur ensemble. L'occupation des sols est globalement bien représentée :
  - ► les zones de végétation haute sont bien détectées et homogènes sur l'image de classification : le résultat est moins bruité que précédemment,
  - ▶ les principales surfaces spéculaires comme les routes et les point d'eau sont correctement classées,
  - ▶ les principaux bâtiments sont détectés dans la mesure où ils possèdent un coin réflecteur de réponse assez important.

A partir de ces résultats, les limites prévues de l'approche statistique sont clairement visibles aux niveaux de quelques confusions qui subsistent entre certaines classes proches radiométriquement :

- entre les ombres et les surfaces spéculaires : un nombre non négligeable de zones d'ombre sont classées en tant que surfaces spéculaires et sont difficilement corrigées par l'étape de post-traitements. Rappelons que nos données sont acquises en bande X et qu'à ces bandes de fréquence, les ombres sont souvent difficilement différentiables des surfaces goudronnées (comme les routes) qui sont fortement spéculaires. Ceci explique que l'information radiométrique ne permette pas d'obtenir de bonnes performances de différentiation entre ces deux classes.
- certains pixels très brillants de la végétation sont classés comme objets manufacturés.

#### 3.3.5 Voies d'améliorations possibles

Pour conclure cette section, nous donnons quelques voies d'améliorations possibles des résultats de la précédente classification sur la seule information radiométrique. L'état de l'art que nous avons effectué au début de ce chapitre a suggéré que l'utilisation d'informations supplémentaires, comme l'information de cohérence d'un couple d'images interférométriques, peut permettre de différencier certaines classes (en l'occurrence la végétation et les toits de bâtiments) difficilement différentiables sur la seule information radiométrique. Dans notre cas, nous ne disposons pas de ce type d'informations et devons nous contenter de l'information qui peut être déduite d'une unique image SLC.

Cette approche de la classification a déjà été envisagée, dans un contexte de moindres résolutions pour l'étude de surfaces naturelles [NLDG<sup>+</sup>96] [BTLL90]. Dans le cadre de ces travaux, l'utilisation d'informations relatives aux textures a montré une certaine efficacité pour améliorer une classification sur la seule information radiométrique de différents types de couverts végétaux.

Ainsi devant les limites de l'approche purement radiométrique, nous ne pouvions parler ici de classification sans discuter de l'utilisation éventuelle d'autres types de paramètres issus de l'image, comme les paramètres de texture ou les paramètres fractals. Dans l'annexe C de cette thèse, nous résumons l'analyse que nous avons faite dans ce sens. Une discussion sur le type de paramètres pertinents à déduire d'une image SLC et pouvant constituer une voie d'améliora-

tion possible à la méthode de classification bayésienne précédente est faite. Une méthodologie d'utilisation de ces paramètres est suggérée et testée dans le cas concret d'une différenciation entre la végétation et les toits de bâtiments.

Nous n'avons pas tenu à inclure ces travaux dans le corps direct de cette thèse pour la raison principale suivante : l'application visée de l'interprétation de scènes dans cette thèse est l'extraction de routes. Il n'était donc pas indispensable pour notre application de différencier les toits de bâtiments des zones de végétation. De plus le traitement de la classe contenant les routes et issue du processus de classification, faisant l'objet de la dernière section de ce chapitre, est totalement différent de la voie d'amélioration proposée en annexe de ce rapport. Nous avons ainsi voulu éviter l'introduction d'information inutile pour notre application.

# 3.3.6 Post-traitement spécifique à la classe route : un opérateur de filtrage géométrique

#### 3.3.6.1 Objectifs

Comme nous l'avons vu en conclusion de la section précédente, l'application de l'interprétation de scènes visée dans cette thèse est l'extraction de routes. L'objectif principal est donc d'obtenir une classification pertinente de ces zones, en évitant au maximum les confusions avec d'autres classes radiométriquement proches, comme les ombres.

A ce stade de l'étude, la classe contenant les routes et issue de la classification précédente, est souvent composée des pixels routes mais aussi de zones d'eau et de certaines ombres d'objets. Or il est indispensable pour la fiabilité et le bon fonctionnement de l'algorithme d'extraction de routes développé au chapitre 4, de supprimer ces confusions afin d'obtenir une classe *route* composée uniquement de pixels *route*.

Dans cette section, afin de réduire l'incertitude sur les pixels routes, la classe des surfaces à faible radiométrie (surfaces spéculaires) est divisée en deux principales sous classes que sont :

- les tronçons de routes,
- le reste qui contient principalement les ombres mal classées et les points d'eau.

#### 3.3.6.2 Analyse du problème

Visuellement, chacun des objets des deux sous-classes précédentes sont différentiables par leur forme et non pas par leur radiométrie. Ainsi les paramètres structurels semblent les plus indiqués pour ce problème.

En effet, une route est caractérisée par une forme rectangulaire de très grande surface, beaucoup plus longue que large, donc de forte élongation (rapport longueur/ largeur). Une ombre de bâtiment est de surface et d'élongation beaucoup moins importante 3.13.

Partant de ces considérations, plusieurs approches sont possibles :

- l'utilisation d'une bibliothèque d'objets est une des solutions les plus fiables envisageables. Il s'agit plus précisément de mettre en correspondance des modèles théoriques géométriques de formes avec les objets de l'image, afin de reconnaître la nature de chacun



FIG. 3.13 - Comparaison des géométries des routes et des ombres

de ces objets. Cette approche a déjà été largement envisagée dans un contexte optique pour la détection de bâtiments. Le reproche principal formulé à celle-ci, est son manque de généricité : il est difficile de réussir à modéliser théoriquement toute la diversité d'objets et de configurations d'une scène réelle, le résultat dépendant de la précision et de l'exactitude du modèle.

- la morphologie mathématique à partir de l'image binaire des surfaces spéculaires de la scène peut apporter une solution à ce problème [Tis04]. La réponse binaire apportée par ces techniques peut s'avérer trop restrictive dans certaines configurations particulières de la scène (e.g. occlusions locales d'une portion de route par un obstacle brillant). C'est pourquoi nous n'avons pas envisagé cette approche.
- le problème peut être abordé par un algorithme de classification des objets de la scène. Nous avions en effet envisagé dans un premier temps, de calculer pour chaque objet binaire de l'image de la classe des surfaces spéculaires toute une série d'attributs structurels (longueur, largeur, élongation surface, compacité, etc. [CP95]), puis d'effectuer une classification des objets à partir de ces attributs.

Cette approche ne s'est pas avérée très efficace pour la raison principale suivante. Certaines configurations géométriques particulières de la scène échappent aux modèles simples et génériques exposés plus haut, et occasionnent couramment de mauvaises classifications. C'est le cas par exemple des forts virages ou encore des configurations où une ombre de bâtiment est confondue avec la route voisine rendant difficile la séparation de chacune de ces zones.

#### 3.3.6.3 Un algorithme de filtrage géométrique

#### $\diamond$ Principe

La méthode développée consiste à rechercher les surfaces spéculaires correspondant à des tronçons de route par une méthode de filtrage géométrique : il s'agit de rechercher des formes rectangulaires plus longues que larges à partir de l'image binaire de la classe route issue du précédent résultat de classification.

Pour faciliter la compréhension de ce paragraphe, nous noterons L la longueur et W la largeur de la forme rectangulaire recherchée, L étant largement supérieure à W. La technique de détection utilisée est une méthode de filtrage par convolution à l'aide d'un masque approprié

-0.5-0.5 -0.5-0.5 1 -0.5 -0.5 -0.51 -0.51 -0.5 -0.51 -0.5 -0.5 L -0.5 -0.5 1 1 -0.5 -0.51 -0.5-0.5 -0.5 1 -0.5-0.5 -0.5 1 1 -0.5 -0.5 u W w

dont la forme est présentée sur la figure 3.15 :

FIG. 3.14 - Masque de convolution orienté dans la direction verticale

La composante de normalisation en  $\frac{1}{LW}$  assure une réponse du détecteur inférieure à 1 en valeur absolue.

Plusieurs directions sont testées (figure 3.15), ainsi que plusieurs dimensions de masques. Le résultat final de la détection consiste à ne garder en chaque pixel de la scène que la réponse maximale parmi tous les résultats de filtrage testés.



FIG. 3.15 - Masques de convolution orientés quatres directions différentes

#### $\diamond$ Comportement de l'algorithme

Le résultat du filtrage par cette technique prend les valeurs suivantes dans les différentes configurations associées :

- sur une zone homogène d'objets binaires ou de fond binaire, le résultat du filtrage vaut
  0; tous les coefficients des masques s'annulant les uns les autres.
- sur un objet rectangulaire de dimensions et d'orientation correspondant à un des masques testés, le résultat prend la valeur 1,
- si on est en présence d'une portion de route partiellement cachée par un obstacle (celui-ci se manifeste par un trou dans l'objet), le résultat du filtrage est proche de 1. Il en est de même pour les portions de routes bordées par une ombre de bâtiment classée parmi les surfaces spéculaires, dans la mesure où la longueur des masques est assez grande.
- Dans tous les autres cas, (ombres de bâtiments isolés ou autres surfaces spéculaires de formes assez éloignées du modèle géométrique rectangulaire), la valeur de ce filtrage est différente de 1.

#### ♦ Corrections de la classification radiométrique

La sélection des pixels appartenant à des tronçons de route est finalement faite par simple seuillage du résultat du précédent filtrage. Il suffit ensuite de corriger le résultat de la classification à l'aide de l'image binaire des "routes" obtenue par une opération logique ET entre ces deux données :

- un pixel de la classe des objets spéculaires appartenant à l'image binaire de la classe route est classé pixel "route";
- le reste des pixels ne remplissant pas cette condition est rejeté dans la classe des surfaces spéculaires potentiellement "non route".

#### 3.3.6.4 Résultats sur des données réelles

L'algorithme précédent est testé ici sur données réelles. Nous considérons le résultat de la classification statistique sur une scène péri-urbaine, et filtrons l'image binaire de la classe des surfaces spéculaires avec un masque de longueur 200 pixels et de largeur 20 pixels, orienté dans 18 directions différentes uniformément réparties dans l'intervalle  $[0, \pi]$ . Le résultat est ensuite seuillé avec un seuil à 0.7 pour former l'image binaire des portions de routes. Le choix de ce seuil est empirique : on considère qu'à partir de 70% de pixels objets contenus dans un masque rectangulaire, la région est une portion de route. Pour finir, ce masque des routes est comparé avec le précédent résultat de la classification pour former deux nouvelles classes :

- la classe des portions de routes,
- les autres surfaces spéculaires comprenant entre autres les ombres mal classées et les petites surfaces d'eau.

Les résultats sont présentés sur la figure 3.16. Les portions de route sont clairement différenciées des autres surfaces de radiométries faibles. D'autres résultats sont donnés dans la section B.3.1 de l'annexe B. Les résultats sont dans tous les cas toujours très encourageants; les principaux pixels "route" de la scène sont classés comme tel, alors que le reste des objets spéculaires n'appartenant pas à une route est rejeté dans la classe des autres surfaces spéculaires.

Il est en particulier intéressant de remarquer que les zones d'ombres proches des routes et fusionnées en un même objet binaire avec ces dernières en sont maintenant séparées.

# 3.4 Résumé

Dans ce chapitre, une chaîne contextuelle de classification de scènes, basée sur une classification bayésienne ponctuelle d'une image prétraitée contre le bruit de speckle suivie de post-traitements contextuels (étape de régularisation), a été proposée. Bien que les approches ponctuelles de classification présentent des résultats médiocres si directement appliquées à l'image radar en amplitude, nous avons vu qu'il est possible d'en améliorer considérablement les performances moyennant des prétraitements (filtrage) et post-traitement adaptés (règle majoritaire).

L'avantage de notre approche par rapport à d'autres méthodes existantes, est d'être de compléxité calculatoire réduite :



(a)Image en amplitude

(b)Image de classification issue de l'étape 1



(c) Masque des tronçons de route

(d) Correction de la classifica-

**FIG. 3.16** - Correction de la classification des surfaces spéculaires gris : tronçons de route; noir : ombres issues de l'étape 1 de la classification; bleu : surfaces spéculaires autres que tronçons de route; vert clair : sol nu; vert foncé : végétation; rouge : objets manufacturés brillants

- Peu de paramètres à fixer : seuls les paramètres des étapes de régularisation (taille du voisinage utilisé par l'algorithme de règle majoritaire et surface maximale des régions à reclasser), et les paramètres de l'algorithme de filtrage géométrique (dimensions des masque et choix du seuil) sont à sélectionner par l'utilisateur.
- Temps de calcul optimal : la seule difficulté de l'algorithme réside dans l'estimation des paramètres des lois statistiques de fisher modélisant chaque classe.

Le résultat de cette chaîne de classification, illustrée sur la figure 3.17, donne au final une bonne idée de l'occupation globale des sols. Mais le résultat obtenu est loin d'être un résultat final d'interprétation de scènes. En particulier, le tracé du réseau routier n'est pas extrait : on ne dispose que d'un ensemble de régions susceptibles d'appartenir à un réseau routier par leur propriété radiométrique et géométrique.

Le rôle des algorithmes de haut niveau, composant le niveau 2 de la chaîne d'interprétation de scènes proposée au chapitre 2 (§ 2.5.2), est de réaliser cet effort d'extraction précise des structures manufacturées d'une ville. Le chapitre suivant permet de présenter une méthode de



haut niveau consacrée à l'extraction du réseau routier.

FIG. 3.17 - Résumé de la méthode complète de classification d'images haute résolution

# Extraction du réseau routier

#### Sommaire

4.1	Intro	oduction	<b>86</b>
4.2	Mod	lélisation du réseau routier et État de l'art	87
	4.2.1	Aspect du réseau routier sur des images RSO à haute résolution	87
	4.2.2	Les différentes étapes d'un algorithme d'extraction de routes	90
	4.2.3	État de l'art	92
	4.2.4	Résumé	96
4.3	La n	néthode d'extraction globale	97
	4.3.1	Nos objectifs	97
	4.3.2	La méthode d'extraction globale	97
4.4	Loca	lisation par transformée de Hough des portions rectilignes	
	du r	éseau routier	<b>99</b>
	4.4.1	Rappel des objectifs	99
	4.4.2	Généralité sur la transformée de Hough	100
	4.4.3	Applications à la détection de droites	102
	4.4.4	La détection de routes	103
	4.4.5	Tests sur des données réelles	106
	4.4.6	Résumé	110
4.5	Un a	algorithme de suivi pour l'extraction	110
	4.5.1	Introduction	110
	4.5.2	Les algorithmes de suivi structurel	111
	4.5.3	Le suivi de routes en imagerie RSO haute résolution : mise en avant	
		des difficultés	115
	4.5.4	L'algorithme de suivi développé dans le cadre des ces travaux	115
	4.5.5	Post-traitements	124
	4.5.6	Tests sur des données réelles	125
	4.5.7	Tests sur des données réelles optiques	129
4.6	Résu	ımé et discussion	130

Le second niveau de la chaîne d'interprétation de scènes, présentée au chapitre 2, est ici considéré. Dans le chapitre précédent, une classification de scènes a été effectuée et a permis d'obtenir une représentation globale de l'occupation des sols. Le travail doit être maintenant confié à des algorithmes de plus haut niveau dont l'objectif sera d'extraire avec précision diverses structures de la scène.

Vouloir extraire automatiquement l'ensemble des structures (routes, bâtiments, cours d'eau, etc.) de la scène avec une qualité "acceptable" est très ambitieux et doit être considéré comme un objectif à atteindre dans les prochaines décennies. Dans l'ensemble des informations à extraire, nous avons choisi dans ce chapitre le réseau routier.

Après avoir expliquer ce choix dans une première partie, nous proposons, dans une seconde partie, une analyse du problème ainsi qu'un état de l'art précis des techniques existantes pour y répondre. Les troisième et quatrième parties présentent la méthode développée pour résoudre ce problème d'extraction, à partir d'algorithmes de transformée de Hough et de suivi structurel.

# 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, on considère le problème d'extraction du réseau routier. De nombreuses applications de la télédétection civile (aménagement urbain, surveillance du trafic routier, navigation, pollution, etc.) comme militaire (surveillance des frontières, etc.) nécessitent l'extraction du réseau routier. L'apparition des capteurs haute résolution a fortement contribué à l'attrait de telles applications. Alors que les capteurs moyenne résolution (ERS, Radarsat1...) permettent l'extraction du réseau principal autoroutier en milieu rural, les nouvelles missions, en cours ou à venir, aéroportées ou satellitaires, haute résolution ou très haute résolution (Radarsat2, Ramses, Cosmo-Skymed,...), autorisent l'extraction complète du réseau routier d'une ville [DG01] [THD02].

L'extraction d'un réseau routier urbain à partir de données satellitales est complexe, et de très nombreux travaux y ont été consacrés, en particulier à partir d'images optiques [Bon98][Pét03] où les résultats des traitements sont tout à fait satisfaisants. En revanche, en ce qui concerne les images radar à très haute résolution, les travaux existants sont plus rares et donnent généralement des résultats moins satisfaisants que leurs voisines optiques, en partie à cause du bruit de speckle.

L'utilisation de données RSO pour l'extraction du réseau routier peut s'avérer indispensable dans certaines régions où les conditions climatiques ou d'ensoleillement ne sont pas toujours favorables à l'exploitation de données optiques. On peut citer pour exemple les régions humides équatoriales ou d'Asie où le taux d'humidité élevé ne facilite pas l'acquisition de données optiques.

En imagerie RSO, le réseau routier se présente généralement sous forme de bandes homogènes de différentes longueurs, épaisseurs et orientations (autoroute, route nationale, petits axes de ville, etc.). La majorité des travaux existants travaillent à partir de ce modèle de routes. Mais avec l'apparition des données HR, les variabilités de l'aspect du réseau routier augmentent, et ce modèle peut s'avérer trop contraignant pour assurer de bonnes performances aux méthodes d'extraction l'utilisant.

Dans la première section de ce chapitre, nous commençons par discuter l'aspect des routes en imagerie RSO HR. L'objectif est de mettre en avant les difficultés du problème à partir d'observations de données réelles. Il s'en suit une présentation non exhaustive des méthodes d'extraction existantes. Trois approches possibles peuvent être dégagées de la littérature : les approches locales de détection, les méthodes itératives de suivi et les méthodes de reconnection.

Dans un deuxième temps, une méthode d'extraction par suivi, développée à partir des méthodes existantes optiques, est proposée. Afin de contrôler et fiabiliser l'extraction, la fonction de coût a été adaptée au contexte du radar HR : l'exploitation d'une information globale issue d'une pré-classification de la scène permet de minimiser les divergences de la poursuite, alors que celle d'une information locale statistique permet l'extraction de nouvelles portions de route à chaque itération. La plupart des méthodes de suivi nécessitent l'intervention d'une main extérieure, ou l'introduction d'informations extrinsèques (e.g. cartes), afin d'initialiser le processus. Notre objectif est de développer une méthode la plus automatique possible. Ainsi en introduction de ce processus d'extraction, une méthode de détection de portions rectilignes des routes par transformée de Hough est proposée afin de permettre l'initialisation automatique de la méthode de suivi.

Nous verrons que la principale limitation de cet algorithme d'extraction est due à un contexte des routes parfois trop riche en objets manufacturés brillants. Une solution est envisagée à ce problème dans le chapitre suivant.

Dans un dernier temps, la méthode est testée sur des données réelles, et les performances évaluées par comparaison avec une vérité terrain issue de données IGN  $(BdTopo^{\mathbb{R}})$ .

Le résultat final souhaité est un réseau linéaire correspondant aux routes visibles ou partiellement masquées par des obstacles. Bien que les routes aient une représentation surfacique à ces résolutions, seule l'extraction de l'axe principal de ces dernières est adressée ici. Une phase dite de "propagation" pourrait être envisagée pour compléter les résultats en extrayant une représentation surfacique des routes [Pét03].

Nous limitons volontairement dans cette étude le type de scènes traitées. Dans un contexte urbain dense, les objets de la scène sont plus nombreux, et les phénomènes radar présentés au chapitre 2 sont omniprésents. Il est souvent difficile de distinguer à l'oeil nu chacun de ces objets, et une grande majorité des routes est masquées par les fortes réponses induites par ces derniers. Nous restreignons ainsi notre étude à des scènes rurales, péri-urbaines ou industrielles peu denses.

# 4.2 Modélisation du réseau routier et État de l'art

# 4.2.1 Aspect du réseau routier sur des images RSO à haute résolution

#### 4.2.1.1 Vous avez dit modélisation.....

La figure 4.1 (a) illustre un exemple d'image RSO HR représentant une zone résidentielle. La figure 4.1 (b) correspond à la vérité terrain IGN  $(BdTopo^{\textcircled{R}})$  associée.





(a) Extrait image RAMSES de Dunkerque (b) Carte IGN correspondante (BdTopo <sup>®</sup>) Marron plein : chemin, Marron foncé : sentier, Noir : route revêtement, Vert : végétation

La modélisation du réseau routier est un problème délicat. Dans la réalité comme sur les

images de télédétection, les aspects d'une route sont soumis à des variations et contraintes qui rendent difficile sa modélisation. Ces variations sont liées à divers paramètres :

- Propriétés intrinsèques à la route : type de route (autoroute, nationale, etc.), influence des matériaux composant la route (route goudronnée et peu rugueuse des villes, surface pavée des vieux quartiers européens, chemin terreux de campagne), influence de la géométrie du réseau routier (route sinueuse de montagne et des vieilles campagnes européennes, route rectiligne des villes américaines), influence de l'état de la route (usure, humidité), etc.
- Propriétés extrinsèques liées au contexte et au type de scènes : présence de véhicules sur les routes, ombre ou repliement de bâtiments, arbres au bord des routes, panneaux de signalisation masquant partiellement et localement des portions de route.
- Propriétés extrinsèques liées au capteur : longueur d'onde (surface rugueuse au regard de la bande de fréquence du capteur), angle d'incidence, résolution (largeur d'une route), etc.

Ces phénomènes sont clairement visibles sur la figure 4.1. Considérons ainsi les réponses RSO d'un chemin de terre (marqué 1 sur la figure 4.1 (b)) et d'une route de revêtement goudronné (marquée 2 sur la figure 4.1 (b)) : la réponse du chemin de terre de campagne est nettement moins visible que celle de la route urbaine.

A partir de ces remarques, une tentative de modélisation générique semble impossible. Conscients de ceci, notre objectif ne peut être que de dégager les caractéristiques majeures du réseau routier. Ces caractéristiques seront ensuite à la base des méthodes d'extraction, qui devront gérer au mieux les écarts de ces caractéristiques par rapport à la réalité dans le but d'assurer l'extraction la plus complète et correcte possible.

L'analyse est menée selon trois points différents :

- analyse radiométrique,
- analyse géométrique,
- analyse de l'environnement contextuel.

Dans la mesure du possible, les observations faites sont appuyées par des considérations physiques. Les scènes considérées sont exclusivement des scènes péri-urbaines (majoritairement résidentielles), industrielles et rurales.

#### 4.2.1.2 Propriétés radiométriques principales

Seules les routes au revêtement goudronné sont considérées dans cette étude.

D'un point de vue **radiométrique**, il est important de remarquer que le réseau routier compose les zones les plus foncées de l'image avec les points d'eau et les ombres. Ceci s'explique par le fait que le revêtement des routes est lisse par rapport à la longueur d'onde en bande X. D'un point de vue du comportement électromagnétique, le critère de Rayleigh [UMF82] dit qu'une surface est lisse en regard d'une onde incidente si :

$$\Delta h \ll \frac{\lambda}{8\cos(\theta)} \tag{4.1}$$

avec  $\Delta h$  l'écart quadratique moyen en hauteur,  $\lambda$  la longueur d'onde de l'onde incidente et  $\theta$  l'angle d'incidence du satellite. Ainsi dans le cas particulier de nos scénarios (bande X, in-
cidence 40°), toute surface telle que  $\Delta h \ll 51.56 cm$  aura un comportement spéculaire. Cette condition est généralement vérifiée à la surface d'une route en zone urbaine (i.e. une route avec revêtement).

Si on y regarde de plus près, ces minima radiométriques sont plus ou moins contrastés du voisinage direct qui possède généralement une radiométrie plus élevée (surfaces moins lisses, objets, etc.). Ce phénomène est plus au moins marqué en fonction de deux paramètres importants :

- L'orientation relative du capteur et de la route : Dans le cas où la route et la trajectoire du porteur sont parallèles, l'onde incidente est réfléchie par des éléments au voisinage des routes (effet dièdre au niveau des trottoirs, glissières ou talus). Ainsi le bord de la routes est caractérisé par une réponse radiométrique plus importante, et le contraste entre la route et son voisinage est bien marqué. Dans le cas où la route est perpendiculaire à la trajectoire du satellite, la majorité du signal est réfléchie selon la composante spéculaire, et le contraste entre la route et son voisinage est moins important. Ces deux exemples sont schématisés sur la figure 4.2 (c). Une illustration sur cas réel est présentée sur la figure 4.2 (c).
- Le type de scène étudié : le contraste entre une route et son environnement est plus marqué en zone urbaine, dont le voisinage est composé de buildings et autres objets manufacturés fortement rétrodiffusants, qu'en zone rurale, dont le voisinage correspond cette fois à des champs cultivés et des zones de végétation.

Les images 4.2 (a) et (b) permettent d'illustrer cette section. La direction azimutale est orientée dans le sens des lignes et le capteur visualise la scène par le haut. Les routes sont globalement de radiométrie foncée, plus au moins contrastées avec leur voisinage.

L'image 4.2 (a) permet d'illustrer la différence d'apparence notable entre les images parallèles à la trajectoire du porteur et celles perpendiculaires à cette dernière.

## 4.2.1.3 Propriétés géométriques principales

Avec l'augmentation en résolution des capteurs de télédetection, une route passe de la notion d'élément linéique (1 à 3 pixels de large) à celle d'élément surfacique (plus d'une dizaine de pixels de large). Ainsi d'un point de vue **géométrique**, le réseau routier se présente sous forme de longs rubans rectilignes, larges de plusieurs pixels. La largeur d'une route est relativement constante sur toute sa longueur; en opposition avec les structures linéaires naturelles comme les rivières qui sont de largeur variable. La courbure locale d'une route est faible et dépend du type de scènes (courbures souvent plus importantes en milieu rural qu'en milieu urbain). Enfin les dimensions de la route (largeur, longueur) dépendent du type d'axe routier considéré (route, autoroute, rue, etc.).

D'un point de vue topologique, les routes s'organisent en réseau qui présente rarement des extrémités libres. Ainsi les voies sans issue sont rares et nous supposerons qu'une route est toujours connectée à une autre route.

Des exceptions à ce modèle géométrique sont à noter ; par exemple les rond points et certains virages importants.

#### 4.2.1.4 Contextes des routes

On désigne par contexte d'une route, tous les objets ou zones qui ne sont pas des routes mais qui les bordent. Cela englobe les bâtiments, les petits objets manufacturés comme les voitures, les champs et forêts en milieu rural.

Le contexte des routes a une grande influence sur leur apparence à la fois du point de vue géométrique que radiométrique. Tout d'abord, la géométrie du réseau routier dépend du type de scène étudiée : en milieu rural les routes sont moins rectilignes et plus sinueuses qu'en milieu urbain où elles sont globalement rectilignes.

Ensuite étant données les résolutions considérées dans ces travaux, plusieurs objets peuvent s'aligner sur et/ou au bord des routes : des voitures à l'arrêt (le cas des cibles mobiles n'entrant pas dans le cadre de nos travaux), des panneaux de signalisation métalliques, des alignements d'arbres et de buissons (exemples des grandes avenues parisiennes), des glissières centrales (cas des autoroutes). En contexte urbain, les routes peuvent souvent être masquées (totalement ou partiellement) par les repliements et ombres de bâtiments, ou tout simplement par de la végétation en bord de routes. Ainsi la réponse radiométrique d'une route peut être localement plus élevée ou plus faible suivant son environnement. En milieu rural, elles peuvent se confondre avec certaines portions de sol peu rugueux, au comportement proche du spéculaire. Dans tous les cas, les caractéristiques radiométriques exposées précédemment se trouvent en défaut.

L'exemple de la route horizontale marquée 1 sur la figure 4.2(a) est intéressant. Son aspect est particulièrement perturbé par la présence à proximité de bâtiments et de végétation haute. Considérons à présent la route marquée par le chiffre 2 sur cette même image. Cette route est partiellement masquée soit par de la végétation soit par des ombres de bâtiments.

La figure 4.2 (d) représente une route à grande circulation de type nationale. On peut noter la présence d'un remblais qui apparaît nettement sur l'image sous forme d'une structure linéaire brillante. Des cibles mobiles dé-focalisées sont également visibles à proximité de la route et une glissière centrale est parfois visible suivant sa position relative au capteur.

### 4.2.1.5 Résumé : les caractéristiques majeures

Pour conclure cette partie, toutes ces observations conduisent à définir le modèle suivant, couramment adopté dans la littérature :

Le réseau routier se présente sous forme d'ensemble de bandes homogènes très allongées, de largeurs constantes, de courbures locales faibles, de radiométrie foncée plus ou moins contrastée avec l'environnement, qui s'interconnectent et peuvent localement présenter de petits objets et des occlusions. Certaines exceptions existent, ainsi on peut rencontrer localement des portions de routes qui mettent en défaut la modélisation géométrique (e.g. rond point).

#### 4.2.2 Les différentes étapes d'un algorithme d'extraction de routes

Il existe différentes étapes successives à un problème d'extraction du réseau routier à partir d'images HR :

- Étape 1 - Détection : l'objectif est de localiser des zones dans l'image, susceptibles



FIG. 4.2 - Influence du contexte et de l'orientation relative de la route et du capteur sur l'aspect des routes à partir d'exemples concrets

(a)(b)Extraits d'image RSO SLC amplitude haute résolution (Ramses) dans un contexte résidentiel sur Dunkerque (c)Extrait d'image RSO SLC amplitude haute résolution (Ramses) - route de type nationale à remblais; présence d'une glissière centrale (d) Réflexion sur une route et réponse radiométrique

d'appartenir à des routes. Le résultat est généralement fourni sous forme d'un ensemble de segments non connectés.

– Étape 2 - Extraction : cette étape consiste à extraire un tracé continu du réseau routier. On cherche ici à identifier l'axe principal de chaque route de la scène. Cette phase peut être utilisée à la suite de la phase de détection, auquel cas on parle d'extraction automatique, ou peut être amorcée par l'apport d'informations extrinsèques (opérateur, carte routière, etc.) auxquels cas on parle d'extraction semi-automatique (ou assistée).

-Étape 3 - Propagation : l'objectif ici est la finalisation des résultats en extrayant le contour exact des routes et des intersections. Cette étape se caractérise généralement par le passage d'une représentation linéique du réseau routier à une représentation surfacique.

- Étape 4 - Validation : on parle de *validation* lorsque le résultat de la méthode d'extraction

fait intervenir une référence extérieure (e.g. carte), et d'auto-évaluation lorsque l'algorithme cherche à qualifier la fiabilité des résultats directement à partir des données (e.g. la présence de files de voitures dans une zone de l'image appuient l'hypothèse de présence d'une route, etc.). Cette étape de validation peut être associée à une étape d'auto-correction des fausses alarmes et des oublis.

L'objectif de cette étude est l'extraction linéaire du réseau routier. L'extraction des routes en tant qu'éléments de surface ne sera donc pas traitée.

# 4.2.3 État de l'art

De façon générale, la littérature fait ressortir trois grandes familles de méthodes de détection ou d'extraction de réseaux routiers sous forme linéique. En particulier, parmi les méthodes d'extraction, deux approches sont possibles :

- Les méthodes d'extraction locales (Etape 1 : détection );
- les méthodes de poursuite (Etape 2 : extraction);
- les méthodes de reconnection de graphe (Etape 2 : extraction).

Dans la majorité des cas, le problème est ramené à un problème d'extraction de structures linéaires. Il est bien à noter que le terme structure linéaire, dans un contexte haute résolution radar, englobe le réseau routier mais aussi le réseau hydrographique (rivières, canaux). La différence majeure entre ces deux types de structures linéaires étant que les rivières présentent différentes largeurs au cours de leurs courses. Une étape supplémentaire de discrimination serait nécessaire pour ne garder que le réseau routier.

### 4.2.3.1 Les méthodes locales

Nous parlons ici de *détection*. Ce premier type de méthode vise à détecter dans toute l'image des zones présentant les caractéristiques locales d'une route. Il s'agit de rechercher des points ou segments (on parle alors de *germe* ou *amorce* de route) ayant de fortes chances d'appartenir à une route. Ces méthodes ne permettent généralement pas d'extraire la totalité du réseau routier mais seulement les portions principales, et présentent des taux de fausses alarmes non négligeables. Ainsi elles ne sont généralement pas utilisées seules, mais servent à amorcer un algorithme de plus haut niveau (suivi et/ou reconnection) qui va valider et extraire proprement la totalité du réseau routier.

De façon pratique, le problème de détection des tronçons routes est souvent ramené à un problème de détection de structures linéaires de radiométrie claire ou foncée, et contrastées avec le voisinage directe. De nombreuses techniques ont été proposées en optique comme en radar pour répondre à ce problème. Les méthodes issues de l'optique, basées sur des opérateurs gradient et Laplacien, ont clairement montré leurs limitations dans un contexte de bruit multiplicatif. Afin de ne pas alourdir cette partie, nous nous abstiendrons donc, volontairement, de présenter la littérature optique et laissons le soin au lecteur intéressé de se reporter à la littérature spécialisée [Bon98][Rus96].

La morphologie mathématique est un outil qui a été largement utilisé pour rechercher des structures linéaires (comme les routes) dans des images de télédétection optique comme radar. Ces outils, en s'appuyant sur la théorie des ensembles et la topologie mathématique, visent à étudier et détecter des objets, en fonction de leurs caractéristiques géométriques et radiométriques. C'est l'approche de Chanussot et co. [CML01][BCIL99] qui utilise un enchaînement approprié d'érosion/dilatation et ouverture/fermeture sur des images ERS-1, après une opération de filtrage approprié. Cette méthode qui exploite un modèle simple de route (structure linéaire fine, contrastée avec son environnement) permet la détection des principaux axes mais le taux de fausses alarmes reste élevé.

Parmi les opérateurs de bas niveaux, on peut citer les détecteurs de lignes développés par Tupin [Tup97]. Ces opérateurs ont permis l'extraction de structures linéaires à partir d'images basses résolutions satellitaires ERS-1, et d'images haute résolution aéroportées ERIM [THD02]. Supposant l'homogénéité de la structure linéaire et de son voisinage, la méthode est basée sur la fusion d'un détecteur rapport et d'un détecteur corrélation. L'inconvénient majeur de cette technique est sa sensibilité aux hypothèses d'homogénéité et son incapacité à détecter les structures lorsque le contraste entre cette structure et son environnement est insuffisant.

La transformée de Hough, dans ses différentes versions (randomisée, floue généralisée, etc.) a également eu sa période de succès. Initialement ce type de traitement permet de rechercher des courbes paramétriques dans une image binaire (droites [Maî03], cercles [SBR98], ellipses [Lau98]). Dans un contexte d'extraction de routes, cette approche est généralement utilisée après une classification de la scène sur critères radiométriques [DG01]. Cette approche fournit généralement de bons résultats malgré quelques inconvénients. En particulier, seules les portions linéaires des routes sont extraites, et en cas de courbures prononcées de ces dernières la méthode échoue à extraire ces portions de routes. Un traitement de haut niveau est nécessaire pour compléter le résultat [DG01].

D'autres techniques à base de filtrages linéaires (convolution avec des masques modélisant la structure) [SFC98] ont également été proposées.

Enfin, le problème de détection de routes est un problème complexe et toutes les méthodes rappelées ici sont loin d'être parfaites. Chaque approche possède ses avantages et inconvénients face à des situations très particulières. Ainsi de plus en plus d'auteurs tendent aujourd'hui vers des approches **fusion** de détecteur afin d'exploiter au mieux les avantages de chacune de ces méthodes [TBM99][DGL03].

### 4.2.3.2 Les méthodes de poursuite

Sont considérées dans cette section, les méthodes d'extraction par suivi de structures. Il s'agit de méthodes itératives dont l'objectif est d'extraire le mieux possible un tracé continu du réseau routier. Le principe des algorithmes de suivi est de chaîner successivement tous les pixels d'une structure linéaire à partir d'une amorce.

L'objectif est le suivant : étant donné une portion de structure linéaire donnée, comment choisir le prochain pixel qui va permettre de compléter cette structure linéaire ?

Il est toujours nécessaire de posséder un point de départ qui peut être indiqué de façon automatique par une des méthodes de détection présentées dans la section précédente [GJ96][DG01], ou de façon assistée par la main d'un opérateur extérieur [Pét03]. Le problème de suivi est ensuite ramené à un problème d'optimisation d'une fonction d'énergie, caractéristique de la structure linéaire à extraire. Comme tout algorithme itératif, les méthodes de poursuite ont l'avantage d'évoluer de façon autonome, mais en contre-partie elles sont parfois difficiles à contrôler (divergences fréquentes) si les critères de poursuite ne sont pas correctement choisis.

Dans ce qui suit, nous allons présenter différents algorithmes existants dans la littérature.

Pour commencer citons les méthodes dites de **suivi structurel** (ou de "tracking") [GJ96]. Le principe de ces méthodes est de considérer, à partir d'un point de départ, différents segments d'une certaine longueur fixe et orientés dans différentes directions. A chaque itération n'est gardé que le segment qui correspond le plus à la structure recherchée au sens d'un certain critère (ou fonction d'énergie). Ce critère est caractéristique des propriétés radiométriques globales de la route (homogénéité, niveau radiométrique,...). Ainsi, Jacquis [Jac97] exploite l'énergie et le contraste local de la structure pour extraire le réseau routier à partir de données satellitales RSO ERS-1. La poursuite continue tant que la fonction de coût du segment optimal correspond aux caractéristiques de la structure d'intérêt. Les faiblesses de ces méthodes sont les occlusions et obstacles (en d'autres termes les ruptures dans le modèle) qui peuvent arrêter la poursuite ou la faire diverger dans une fausse direction (surtout en imagerie RSO). Il s'en suit souvent des trous dans les directions qu'il faudra combler ensuite (4.2.3.3).

Les méthodes à base de programmation dynamique ont été également proposées [MZ96][GL95]. Initialement, la programmation dynamique, basée aussi sur l'optimisation d'une fonction énergie, est utilisée pour trouver le chemin optimal qui permet de relier deux points fixes d'une même structure (algorithme de Fischler  $F^*$ ). Il est donc nécessaire de posséder non plus un seul point d'amorce mais plusieurs, situés à proximité de la solution. Cette approche peut engendrer un inconvénient majeur dans la mesure où la sélection de ces points d'amorce doit être fiable si nous voulons assurer la pertinence de l'extraction. Plusieurs travaux aux résultats très encourageants ont été proposés dans un contexte optique. Dans [FTW81], les auteurs exploitent une fonction énergie probabiliste radiométrique, alors que [MZ96] optent pour une approche champ de Markov associée à une fonction de coût optimisant l'information de courbure de la route, afin d'assurer une certaine régularité et réalité à la solution globale. Des modifications ont été proposées pour adapter ce concept à la problématique du suivi de structures à partir de la connaissance d'un seul point amorce [Bon98][DG01]. L'idée principale est de fixer le point de départ et de trouver le point d'arrivée optimal en appliquant un algorithme de programmation dynamique entre ce point amorce et plusieurs points finaux candidats, situés à une même distance fixe du point amorce, et dans des directions différentes. A la différence des méthodes de suivi structurel, les algorithmes dynamiques gardent un historique de la contribution de chaque pixel au calcul du coût des chemins qui les contiennent. Ils sont ainsi capables d'identifier les anomalies localisées sur une route. Cette propriété leur assure une certaine robustesse face aux occlusions et obstacles. En contre-partie, ce type de méthode est très gourmand en temps de calcul et en mémoire informatique.

Les approches par filtres de Kalman [CRH93] et contours actifs ont aussi été envisagées [HL01].

Les résultats de ces approches itératives sont généralement satisfaisants. A partir du moment où l'initialisation est correctement réalisée, ces approches présentent l'avantage de posséder un certain degré de liberté d'évolution par rapport au modèle théorique. En revanche, elles ne sont

pas à l'abri d'oublis dans l'extraction (sensibilité aux obstacles et dépendance à l'initialisation), et il est souvent nécessaire de lisser les résultats qui peuvent avoir une apparence "tremblante".

### 4.2.3.3 Les méthodes de reconnection

On parle ici des méthodes d'extraction par reconnection de graphes. Il s'agit ici de relier des primitives déjà détectées, en exploitant la topologie des structures à extraire : l'objectif est de passer de la représentation locale d'une structure (une route), à la représentation globale d'un groupe de structures (le réseau routier) continu et sans trou. Les méthodes de reconnection ont ainsi pour objectifs de compléter (connection des tronçons d'une même route) et valider (suppression des fausses alarmes) les résultats d'une méthode de suivi (§ 4.2.3.2) ou d'une méthode de détection de segments (§ 4.2.3.1). Différentes approches sont possibles.

Les approches bayésiennes : Sous l'hypothèse qu'une entité route peut être obtenue en connectant certains segments issus d'une phase de détection de structures linéaires et en supprimant certains autres correspondant à des fausses alarmes, les approches markoviennes ramènent le problème de reconnection à l'étiquetage d'un graphe dont le champ d'étiquettes est supposé markovien. C'est l'approche proposée par Tupin [Tup97] qui paramètre les sommets de son graphe à l'aide de segments préalablement extraits. La sélection du meilleur graphe se fait selon un critère probabiliste MAP. L'avantage de l'approche markovienne est qu'elle permet l'introduction d'information a priori très variée sur les structures recherchées. Le principal inconvénient reste pourtant la lourdeur des traitements en particulier en terme de temps de calcul, et le réglage d'un grand nombre de paramètres.

D'autres approches sensiblement voisines de l'approche markovienne sont les approches par **processus ponctuels** marqués. L'idée ici est de modéliser l'image comme un ensemble d'objects en interaction. De façon générale, l'objectif de la géométrie stochastique est d'utiliser des modélisations d'objets précalculées dont il faut optimiser les paramètres pour atteindre une configuration d'équilibre correspondant au résultat du problème d'extraction. C'est l'approche adoptée par l'INRIA [Sto01] à partir de données optiques SPOT et radars ERS. Dans ces travaux le réseau linéique de l'image est modélisé par un réseaux de segments qui évoluent, à chaque itération, jusqu'à extraction de la totalité du réseau routier de la scène. Cette évolution se fait en minimisant une fonction d'énergie qui prend en compte les contraintes géométriques et topologiques du réseau routier par un terme a priori (modèle de Candy) et les contraintes radiométriques par un terme d'attache aux données. L'optimisation de cette fonction d'énergie est mise en oeuvre par un algorithme de type recuit simulé.

Cette approche est très lourde en temps de calcul mais est très intéressante car elle permet l'introduction d'information sur les relations contextuelles entre les divers objets de la scène et son organisation.

La logique floue : Dans [WH99] et [WW04], les auteurs construisent un graphe pondéré à partir de segments préalablement détectés et de connections potentielles entre ces segments. En introduisant des connaissances a priori sur les routes, chaque branche de l'arbre est évaluée en fonction de sa potentialité d'appartenir à une route. Pour cela des fonctions linéaires floues appropriées (décrivant des propriétés radiométriques, géométriques [WH99] et contextuelles [WH03] des routes) sont utilisées afin d'associer à chaque branche un poids flou. Le chemin optimal est choisi parmi les différentes branches de ce graphe à l'aide d'un algorithme de re-

cherche du plus court chemin (l'algorithme de Dijkstra).

Les algorithmes génétiques ont également été proposés [HL01]. Enfin on peut souligner que les approches par **programmation dynamique** (algorithme de Fischler) peuvent apporter une solution à ce problème de reconnection de segments.

#### 4.2.3.4 Post-traitement et variantes

Il est possible d'améliorer les résultats et de réduire les performances en terme de taux de fausses alarmes et de détections, par des approches multi-résolutions [Tup97], multi-prises de vue [THD02] ou multi-temporelles [CML01]. Les soucis principaux de ces approches sont de valider (ou appuyer) le résultat d'une extraction et de palier les limitations géométriques (repliement, ombres) de la visée latérale. Ainsi les techniques multi-temporelles visent à exploiter les caractéristiques d'invariance des structures manufacturées par rapport aux structures naturelles qui changent au cours du temps, afin de différencier le réseau hydraulique du réseau routier. Les méthodes **multi-prises de vue** contribuent à exploiter la non-stationnarité de l'aspect des routes avec l'angle de prise de vue afin de compléter les non-détections souvent induites par les limitations géométriques du capteur RSO et les configurations à faible contraste entre la route et son voisinage. Enfin les approches multi-résolutions sont utilisées afin d'adapter les algorithmes aux multiples dimensions de routes. Ce type d'approche voit en particulier son utilité lorsque la méthode d'extraction nécessite le choix de plusieurs paramètres et/ou seuils. Il suffit alors d'effectuer le réglage pour une dimension particulière de route puis de dégrader ou améliorer la résolution pour adapter l'algorithme aux routes plus ou moins larges.

### 4.2.4 Résumé

Au cours de cette section, l'aspect du réseau routier en imagerie RSO haute résolution a été discuté. Ainsi après avoir mis en avant la difficulté de modéliser le réseau routier, l'observation de données réelles a permis de définir un modèle général mais non exhaustif de ce dernier. Un état de l'art des méthodes radar comme optique a différencié trois approches possibles pour l'extraction de route : les méthodes locales de détection, les méthodes d'extraction par suivi (ou poursuite) de routes, et les méthodes d'extraction par reconnection de graphe. Chacune de ces approches présente des points forts et des points faibles dans des situations spécifiques que ce soit en terme de temps de calcul, de taux de fausse alarme ou de taux de détection. Dans tous les cas les causes d'échecs d'un algorithme d'extraction (oublis et fausses alarmes) sont généralement dues à l'écart des données par rapport au modèle théorique radiométrique (contraste trop faible avec le voisinage, niveau radiométrique localement plus élevé, etc.), au modèle géométrique théorique (e.g. virages) et surtout au **contexte** (présence de voitures stationnées, repliements et ombres de bâtiments).

Sur ces remarques, la section suivante présente l'algorithme d'extraction de routes que nous avons développé dans un contexte haute résolution RSO.

# 4.3 La méthode d'extraction globale

# 4.3.1 Nos objectifs

Notre objectif est l'extraction des routes de scènes péri-urbaines et résidentielles. Ces types de scènes sont composés de routes globalement rectilignes, aux courbures locales faibles et de largeurs variables en fonction du nombre de voies les composant. Localement on peut trouver des virages un peu plus importants. Le contexte est de plus en plus complexe lorsque les scènes s'urbanisent.

Le résultat souhaité est l'extraction du réseau routier principal correspondant aux routes visibles ou partiellement masquées par des obstacles. Ceci impose certaines contraintes à la méthode. Elle doit être robuste aux variations locales du contexte (objets sur les routes) et aux phénomènes spécifiques radar (speckle, repliement de bâtiments, etc.). Elle doit être générique pour s'adapter aux diverses géométries des rues (largeurs et courbures locales en particulier).

D'un point de vue opérationnel, nous voulons un algorithme le plus automatique possible et travaillons sans apport de données extrinsèques pour aider l'extraction. Ainsi l'intervention d'un opérateur extérieur pour contrôler, corriger ou initialiser l'extraction, est réduite, et la plupart des données nécessaires au processus d'extraction sont extraites directement des données.

Nous exigeons du résultat de l'extraction, une propriété importante : la fiabilité de l'extraction. Le taux de fausse alarme est ainsi réduit au maximum, au détriment parfois du taux de détection. Nous préférons ainsi un résultat incomplet mais sûre, qui ne nécessitera pas de phase manuelle de contrôle, plutôt qu'un résultat complet mais plein d'erreurs qu'il faudra superviser.

Enfin nous avons décidé de travailler sur les images pleine résolution (une dégradation de la résolution aurait en effet pu être envisagée dans l'application qui nous concerne ici). Ce choix peut s'expliquer par différentes raisons.

Premièrement, l'apparition des capteurs haute résolution s'est accompagnée de nouvelles applications prometteuses de l'extraction de routes qui n'autorisent pas une dégradation de résolution. L'une des plus en vogue concerne de contrôle du trafic routier et autoroutier (MTI : Moving Target Indication). La position exacte de la route sur l'image pleine résolution est généralement nécessaire afin d'évaluer correctement la vitesse de chaque véhicule mobile : meilleur sera le positionnement de la route sur l'image pleine résolution, meilleure sera l'évaluation de la vitesse des véhicules. Le problème majeur d'une dégradation de résolution reste de repositionner correctement le résultat de l'extraction lorsqu'on revient en pleine résolution (n'oublions pas que nous considérons un problème discret).

Deuxièmement, certaines structures et objets, caractéristiques des routes, sont uniquement visibles en pleine résolution (lampadaires, barrières de sécurité). La prise en compte de ces éléments dans le processus d'extraction par une approche contextuelle peut aider l'extraction.

# 4.3.2 La méthode d'extraction globale

La figure 4.3 présente le schéma général de la méthode développée dans ces travaux.

Le processus d'extraction travaille sur l'image en amplitude pleine résolution et se base sur le résultat d'une classification statistique radiométrique de la scène pour effectuer l'extraction.



FIG. 4.3 - Notre méthode d'extraction de routes

Le méthode d'extraction travaille en deux étapes principales :

- Une phase de détection qui propose de localiser les portions rectilignes des routes de la scène et permet d'obtenir un paramétrage de chacune des routes détectées. Le choix de la méthode de localisation s'est porté sur un algorithme de transformée de Hough, appliqué au résultat de la classification du chapitre 3.

Ainsi, alors que l'information de classification a permis de localiser les zones de l'image ayant une réponse radiométrique et une forme géométrique locale semblables à celle d'une route, l'algorithme de transformée de Hough extrait de ces régions, les parties localement rectilignes.

- Une phase d'extraction par suivi structurel extrait proprement la totalité du réseau routier à partir de ces portions rectilignes préalablement détectées. La motivation de ce type d'algorithmes dynamiques est leur aptitude à s'adapter localement au jeu de données que ce soit radiométriquement ou géométriquement. Ils possèdent un certain degré de liberté, qui, moyennant des informations a priori pertinentes sur la structure et son contexte, devraient assurer une extraction correcte des routes visibles comme partiellement masquées. L'initialisation de l'algorithme se fait à partir des directions extraites dans la phase de localisation par transformée de Hough.

Un second avantage de cette approche est qu'aucune information a priori sur la largeur et la géométrie des routes n'est généralement nécessaire.

Et enfin, un dernier avantage concerne le coût calculatoire qui est généralement raisonnable.

Les sections de ce chapitre s'articulent autour de ces deux étapes. L'originalité de notre approche concerne non seulement la manière dont est contrôlé l'algorithme de suivi mais aussi la manière dont est initialisé le processus, afin de le rendre autonome d'un opérateur extérieur.

Avant d'exposer plus en détail chacune des étapes du processus d'extraction dans les sections suivantes, il est important de faire un point sur la manière dont sont évaluées les performances de la méthode d'extraction. C'est le sujet de la section suivante.

#### 4.3.2.1 Analyse des performances

Les données de référence utilisées sont ici des données vecteurs de l'IGN  $(BdTopo^{\mathbb{R}})$ . La démarche de validation s'opère en deux étapes : analyse visuelle puis calcul de critères qualité.

Nous avons choisi quatre paramètres couramment utilisés dans la littérature; ces paramètres empiriques ont été proposés par Wiedemann [WHMJ98] :



FIG. 4.4 - Paramètres de qualité

 La Complétude (Completeness en anglais) calcule le pourcentage du réseau de référence contenu dans un intervalle de tolérance autour du réseau extrait. Le calcul de ce critère est illustré sur la figure 4.4 (a) et, est donné par la formule suivante :

$$Complétude = \frac{\text{longueur de réseau référence en accord avec l'extraction}}{\text{longueur du réseau de référence}}$$
(4.2)

 L'Exactitude (Correctness en anglais) calcule le pourcentage du réseau extrait contenu dans un intervalle de tolérance autour du réseau de référence. Le calcul de ce critère est illustré sur la figure 4.4 (b) et est donné par la formule suivante :

$$Exactitude = \frac{\text{longueur de réseau extrait en accord avec la référence}}{\text{longueur du réseau extrait}}$$
(4.3)

 La Qualité est une mesure générale qui combine les deux précédentes dans une seule quantité. La valeur maximale est 1 et ce critère est donné par la formule :

$$Qualit\acute{e} = \frac{Compl\acute{e}tude * Exactitude}{Compl\acute{e}tude - Compl\acute{e}tude * Exactitude + Exactitude}$$
(4.4)

# 4.4 Localisation par transformée de Hough des portions rectilignes du réseau routier

# 4.4.1 Rappel des objectifs

Nous considérons dans cette section, l'étape de détection des portions rectilignes du réseau routier.

Le rôle d'une étape de détection est de localiser grossièrement dans l'image la présence de structures particulières. Dans le contexte du réseau routier, nous proposons de réaliser cette opération en détectant les tronçons rectilignes de ce dernier. Ceci revient à rechercher, dans l'image radar, des alignements de points ayant des propriétés radiométriques et structurelles similaires.

Les algorithmes couramment utilisés en traitement de l'image pour répondre à ce problème sont les algorithmes à base de transformée de Hough. La transformée de Hough est un outil mathématique qui permet de rechercher dans une image binaire des formes paramétriques définies.

Dans cette section, après une brève introduction de la transformée de Hough et de ces propriétés, l'algorithme de détection est présenté. Nous concluons sur quelques résultats.

## 4.4.2 Généralité sur la transformée de Hough

### 4.4.2.1 Principe

Développée en 1962 par Paul Hough, la transformée de Hough (notée TH) est un outil classique d'analyse d'images qui permet de détecter, dans des données binaires, la présence de courbes ayant une forme paramétrique pré-définie (droite, cercle, conique, etc.). La démarche théorique est d'accumuler des évidences sur l'existence d'une forme particulière. Dans la pratique, il s'agit de projeter l'espace image (noté plan I) dans un espace transformé (noté plan H) dont la dimension est égale au nombre de paramètres (noté m par la suite) décrivant la forme recherchée. L'équation de projection est fonction de l'équation paramétrique de la forme recherchée. Chaque pixel de l'espace transformé est appelé *accumulateur*. Il y a deux façons de mener cette transformation :

- Transformation de 1 à m : à chaque pixel de l'image correspond, dans le plan H, un lieu particulier de points. Ce lieu de points correspond au lieu des paramètres de toutes les formes décrites par l'équation paramétrique pré-définie et passant par ce pixel. Ce sont les chevauchements de tous ces lieux de points (un pour chaque pixel du plan I) qui indique l'existence d'une forme paramétrique dans l'image. Cette phase dite d'accumulation est schématisée sur la figure 4.5 dans le cas de droites. Cet exemple sera repris plus en détail par la suite.
- Transformation de m à 1 : à m pixels de l'image correspondent, dans le plan H, un unique m-uplet paramètres. En combinant tous les m-uplets points possibles du plan I, on obtient tous les points du plan H. Cette phase dite d'accumulation est schématisée encore une fois sur la figure 4.5.

Dans les deux cas, l'accumulation se fait de la même façon. Au début, le plan H est initialisé à zéro. Les pixels (respectivement les m-uplets de pixels pour une transformation de m à 1), du plan I, sont alors visités successivement et les coordonnées des lieux de points (respectivement du point pour une transformation de m à 1) du plan H sont calculées. L'accumulateur des cellules correspondant à ces coordonnées est alors incrémenté de 1.

La détection des formes d'intérêt dans l'image se fait alors simplement par extraction des coordonnées des maxima du plan H (ou seuillage du plan accumulée). Il est d'ailleurs à noter que les valeurs de ces maxima donnent une indication sur le nombre exact de pixels de l'image qui appartiennent aux formes détectées. La partie délicate de l'opération d'extraction de formes paramétriques de l'image est le choix du seuil de décision au dessus duquel tous les points sont considérés comme des maxima.

#### 4.4.2.2 Paramètres d'entrée

Il est important de bien définir les données d'entrée de l'algorithme. L'information utile dans un problème de reconnaissance de forme géométrique est généralement portée par le contour de l'objet. Les pixels intérieurs n'apportent visuellement aucune information pour aider à l'identification d'une forme et dégradent les performances du processus de détection par TH. Ainsi la transformée de Hough n'est généralement pas appliquée à la totalité de l'image binaire mais uniquement à son image de contour. Dans certaines applications le squelette des objets peut également être utilisé. L'utilisation de ces attributs d'objets binaires (contour et



FIG. 4.5 - Principe d'accumulation pour la détection de droite dans un repère de coordonnées polaires.

squelette) permet de réduire la quantité d'information projetée et de garantir un meilleur résultat de détection.

### 4.4.2.3 Importance du choix de la paramétrisation

Le choix de la paramétrisation doit être formulé de manière judicieuse (paramétrisation quadratique, cartésienne, polaire, etc.). Il est préférable que l'espace de définition des paramètres du modèle soit borné afin de faciliter l'implantation numérique de l'accumulation et optimiser le coût calculatoire. Ceci sera illustré plus en détail dans l'exemple des droites dans la section suivante.

### 4.4.2.4 Propriétés

Trois inconvénients majeurs de cet outil sont à noter. Le premier concerne la sensibilité de la transformée de Hough au bruit et aux autres éléments de l'image ne correspondant pas aux formes recherchées. En effet tous les points de l'image binaire participent à l'accumulation dans l'espace des paramètres. Ainsi les points isolés (souvent assimilés à du bruit) et les pixels des autres objets contribuent à augmenter localement la valeur de certains pixels du plan H et peuvent ainsi impliquer certaines fausses alarmes. Un pré-traitement (filtrage, segmentation) de l'image est généralement nécessaire afin d'optimiser le résultat.

Un autre point sensible est le choix des pas de discrétisation du plan *H*. Si ceux-ci sont choisis trop grands, l'accumulation risque de manque de précision, une mauvaise estimation des pa-

ramètres du modèle en découle et la forme détectée est mal positionnée sur l'image. En contre partie s'ils sont trop petits, l'accumulation relative à une forme paramétrique se répartit sur plusieurs cellules voisines. Ainsi plusieurs maxima très proches caractériseront la même forme qui sera détectée plusieurs fois par le processus de seuillage du plan *H*. On ne saura ainsi pas décider du paramétrage exact de cette dernière.

Le dernier inconvénient concerne le choix du seuil d'extraction des maxima du plan de Hough. Cette opération est généralement délicate et il n'existe pas à notre connaissance de méthode efficace permettant de le fixer proprement. Une extraction par tâtonnement est généralement opérée.

# 4.4.3 Applications à la détection de droites

Dans cette section la transformée de Hough est utilisée pour détecter des droites, qui est le cas qui nous intéresse dans cette étude.

### ♦ Choix de la paramétrisation

Une droite du plan est paramétrée par deux paramètres. La paramétrisation cartésienne d'une droite est donnée par l'équation 4.5.

a est communément appelé pente de la droite et b l'ordonnée à l'origine.

$$y = ax + b \tag{4.5}$$

En paramétrisation polaire, nous avons l'équation 4.6 :

$$\rho = y.sin(\theta) + x.cos(\theta) \tag{4.6}$$

où  $\rho$  désigne la distance de la droite au centre du repère image et  $\theta$  l'angle entre une normale à la droite et l'axe des abscisses du plan image (voir figure 4.6).

Dans le cas de l'application qui nous concerne ici, la paramétrisation polaire d'une droite est souvent préférée à la paramétrisation cartésienne. Le domaine de définition de l'espace des paramètres, en coordonnées polaires, est en effet borné ce qui est préférable en partie pour des considérations de mémoire informatique (en géométrie cartésienne, le paramètre de pente,  $a \in ]-\infty, +\infty[$ ).

### $\diamond$ Equation de projection

Dans le cas d'une transformation 1 à m, à un pixel (x,y) du plan image I correspond le lieu de paramètres suivants (équation 4.7) :

$$\rho = \sqrt{x^2 + y^2} \cos(\theta + \phi) \text{ avec } \cos(\phi) = \frac{x}{\sqrt{(x^2 + y^2)}}$$
(4.7)

On reconnaît l'équation d'une sinusoïde. Le domaine de définition de cette équation est  $[0, 2\pi]$ en  $\theta$  et  $[0, \sqrt{\text{nb lignes image}^2 + \text{nb colonnes image}^2}]$  en  $\rho$  (voir figure 4.6).

### $\diamond$ Application



FIG. 4.6 - Paramétrisation des droites du plan

L'algorithme de détection de droite par TH est appliquée ici à l'image des contours d'une image binaire synthétique (4.7 (a)). Les résultats sont présentés sur la figure 4.7. Celle-ci illustre la transformation pour différents pas de discrétisation dans l'espace H. Les images (b) et (c) représentent le plan transformée H avec des pas respectivement petits et grands. Les images (d) et (e), représentent le résultat de la détection correspondante.

Première remarque intéressante : les intersections des sinusoïdes qui caractérisent les trois droites principales du plan apparaissent nettement sur cette exemple.

Ensuite, il est intéressant aussi de noter l'influence du pas de discrétisation du plan H. La figure 4.7 (b) donne l'exemple d'un pas trop petit : une même droite est détectée plusieurs fois. La figure 4.7 (c) illustre l'exemple d'un pas trop grand : cette fois la détection est mal localisée bien qu'une seule réponse soit gardée pour chaque direction.

## 4.4.4 La détection de routes

L'algorithme est utilisé ici pour la localisation des routes d'un réseau routier.

#### 4.4.4.1 Principe

Avant tout, rappelons que seule la détection des portions rectilignes du réseau routier est souhaitée ici.

Nous avons fixés une contrainte forte à la méthode de détection qui est d'éviter toute redondance : une portion rectiligne ne doit être détectée qu'une seule fois par le processus. Cette contrainte s'avérera très intéressante pour le choix du seuil d'extraction des maxima du plan accumulé de Hough.

## 4.4.4.2 Déroulement de la méthode

La TH est appliquée à l'image binaire de la classe des routes, issue du processus de classification du chapitre 3. Cette classe *route* contient toutes les régions de l'image de radiométrie faible (c'est à dire des surfaces au comportement spéculaire) présentant une géométrie rectangulaire caractéristique des routes. Nous comprenons maintenant l'utilité de l'étape de filtrage



(a) Plan image théorique d'une droite



(b) Plan transformée (pas en  $\theta = 1$  radian et pas en  $\rho = 1$  pixel du plan image)



correspondant au plan H (b)



(c) Plan transformée (pas en  $\theta = 10$  radian et pas en  $\rho = 10$  pixel du plan image)



(d) Reconstruction des premières droites (e) Reconstruction des premières droites correspondant au plan H (c)

FIG. 4.7 - Exemple de transformée 1 à m pour les droites.

géométrique du chapitre 3, dont l'objectif était de diviser la classe des surfaces spéculaires en deux classes aux propriétés géométriques différentes (la classe des routes de forme rectangulaire très étirée et le reste des surfaces spéculaires comprenant les surfaces d'eau et quelques ombres) : on évite ainsi d'éventuelles fausses alarmes dues aux autres surfaces spéculaires de la scène, d'autant plus que la transformée de Hough possède une sensibilité connue aux objets secondaires de l'image.

Les paramètres de la transformée de Hough sont les suivants :

# - Choix de la primitive d'entrée

Afin d'obtenir un résultat exploitable, l'algorithme est appliqué non pas à toute l'image binaire de la classe *route* mais seulement à son squelette. Ce choix se justifie par le souci de positionner le résultat de la détection au milieu des routes mais aussi afin d'éviter les redondances de détection (le contour d'une route est composé par deux lignes parallèles alors que son squelette n'en compte qu'une).

Choix du pas de discrétisation et de la méthode d'extraction des maxima du plan accumulé

Rappelons que si les pas de discrétisation sont choisis trop petits, une même droite peut être détectée par plusieurs directions sensiblement voisines; alors que s'ils sont choisis trop grands, la direction indiquée par la transformée de Hough est trop imprécise par rapport à la réalité.

Dans le cadre de ces travaux, une solution hybride d'extraction des maxima a été envisagée pour contourner ce problème du pas de discrétisation. L'objectif est de garder une certaine précision sur la localisation des droites extraites de l'image tout en assurant une unique extraction de chacune de ces droites. La méthode est schématisée sur la figure 4.8, et expliquée dans ce qui suit.

Pour commencer, le plan projeté est calculé avec de petits pas de discrétisation (on parle par la suite de grille de projection pour désigner la discrétisation de cette étape). A partir de là au lieu de seuiller brutalement le plan H et d'en extraire tous les maxima locaux, nous définissons une grille d'extraction de pas plus grands tels qu'une cellule de cette grille d'extraction contiennent N cellules voisines de la grille de projection. Localement, dans chaque cellule de cette grille d'extraction, est alors conservée uniquement la valeur maximale du plan projeté ainsi que les coordonnées  $(\rho, \theta)$  associées à cette valeur maximale : tous les autres maxima voisins de ce maximum local, qui auraient été gardés par une technique de seuillage classique, ne sont ainsi pas conservés.

Cette technique de selection des maxima du plan accumulé, nous permet d'assurer **la précision** dans la localisation des droites détectées tout en ne conservant qu'une unique réponse pour chacune de ces droites.

Il est bien à noter que cette méthode est possible sous l'hypothèse que deux routes de la scène sont assez éloignées l'une de l'autre pour être clairement différentiables dans le plan *H*. Etant donnée la résolution des images de cette étude, cette hypothèse est tout à fait raisonnable. La grille d'extraction peut ainsi être choisie assez grande pour assurer une détection unique de toutes les grandes droites de l'image.

# - Choix du seuil de détection

Plutôt que de choisir un seuil fixe qui constitue une des parties délicates de la transformée de Hough, nous avons opté pour une approche "adaptative" suivant la composition de la scène. Sous l'hypothèse que les maxima extraits par la méthode précédente correspondent tous à des routes différentes, nous fixons non pas le seuil de détection mais le nombre de directions à extraire. Chaque route est alors extraite successivement en partant de celle correspondant au plus fort maximum et en descendant à chaque extraction le seuil de détection. La détection s'arrête lorsque toutes les routes ont été détectées ; c'est à dire lorsque le nombre de directions souhaité est atteint. L'information concernant le nombre de routes de la scène est une information en entrée de l'algorithme, indiquée par l'opérateur : il est moins contraignant de demander à l'utilisateur de l'algorithme le nombre de routes à extraire dans la scène plutôt que le seuil de décision du plan de Hough, qui n'est pas facile à choisir pour une personne non familière avec ces algorithmes.



FIG. 4.8 - Choix du seuil de discrétisation de la transformée de Hough

## 4.4.5 Tests sur des données réelles

# 4.4.5.1 Choix des zones test

La méthode d'extraction a été testée sur des scénarios réels. Nous avons choisi dans cette section de présenter les résultats obtenus sur trois scénarios présentés sut la figure 4.9 et représentant des configurations intéressantes de test. De plus amples résultats sont fournis en annexe de ce manuscrit.

Le premier scénario (scénario A) correspond à une scène résidentielle contenant 4 routes rectilignes et un virage. Des ombres de bâtiments sont visibles et une zone de forêt borde la partie résidentielle. La figure 4.9 (a) représente l'image en amplitude de cette zone.

Le deuxième scénario (scénario B) représente une zone résidentielle très dense. Une des routes (de direction verticale et à gauche de l'image) est radiométriquement très perturbée; elle est localement masquée par de la végétation environnante et par des repliements de bâtiments. La figure 4.9 (b) représente l'image en amplitude de cette zone.

Le dernier scénario (scénario C) représente une zone industrielle. Plusieurs droites rectilignes sont visibles et deux d'entre elles sont connectées par un virage fort. Au milieu de l'image passe une canalisation qui n'est pas différentiable visuellement des routes. Des cuves industrielles et des zones de faible radiométrie et de forme quelconque correspondant à des points d'eau, sont visibles. La figure 4.9 (c) représente l'image en amplitude de cette zone.

Enfin remarquons que chaque route de ces scénarios contient une portion rectiligne locale assez longue pour être détectable par un algorithme de recherche d'alignements de points. Ceci permet de justifier en partie l'hypothèse principale qui fonde ses travaux à savoir qu'une route contient fréquemment une portion rectiligne assez longue pour être détectée par un algorithme de détection d'alignements de points.



FIG. 4.9 - Scénarios de tests de la méthode de détection de route

# 4.4.5.2 Simulations

La TH est appliquée à l'image binaire de la classe route de chaque scénario, avec un pas en  $\rho$  de 0.03 radian (2 degrés) et un pas en  $\theta$  de 1 pixel de l'image initiale. La grille d'extraction est choisie avec un pas en  $\theta$  de 0.3 radian et un pas en  $\rho$  de 30 pixels. Le choix de ces pas de discrétisation et d'extraction sont les mêmes pour toutes les images.

**Pour le scénario A** qui contient 4 routes, nous extrayons les 4 directions les plus importantes correspondant aux quatre premiers maxima du plan de Hough.

Le scénario B est composé de quatre routes principales dont une composée de deux tronçons rectilignes. En plus de ces quatre routes principales, trois voies sans issues sont visibles. Afin d'évaluer proprement la méthode de détection, deux tests différents sont réalisés à partir de ce scénario :

- dans un premier temps, seules les quatre directions les plus importantes du plan de Hough sont extraites. Nous souhaitons vérifier que ces dernières correspondent aux quatre routes principales de la scène.
- dans un deuxième temps, nous cherchons à extraire les voies sans issue. Cette fois ci, nous gardons les 8 directions rectilignes principales du réseau routier.

Pour le scénario C qui contient 8 routes nous extrayons les 8 directions les plus importantes.

Les résultats sont présentés sur les figures 4.10.

Pour commencer quelques commentaires sur les plan de Hough. Sur la figure 4.10 (b), les quatre maxima du plan de Hough correspondant aux quatre routes du scénario A sont nettement visibles. Ces quatre maxima sont d'ailleurs assez distants l'un de l'autre pour assurer le bon fonctionnement de la méthode d'extraction qui extrait sans problème les quatre routes principales de la scène sans redondance ni oubli.

Dans le cas du scénario B qui est composé d'un plus grand nombre de route que le scénario A, le plan de Hough est plus compliqué à analyser. Quatre directions principales semblent sortir du lot (sûrement les quatre routes principales) mais en ce qui concerne les autres voies routières potentielles, elles semblent plus difficiles à localiser.



(a) Vérité terrain IGN



(b) Plan accumulé de Hough



(c) Résultat de la détection



(d) Vérité terrain IGN





(e) Plan accumulé de Hough



(f) Détection des quatre directions principales (g) Détection des huits directions principales

# Scénario B



(i) Résultat de la détection

Scénario C

FIG. 4.10 - Résultat de la méthode de détection par TH

Scénario A

# 4.4.5.3 Analyse des résultats et performances de l'algorithme

Pour chacun de ces scénarios, l'analyse visuelle des résultats montre que toutes les routes importantes sont détectées. De plus la direction extraite pour chacune est bien positionnée au milieu de tracé surfacique des portions rectilignes.

La méthode a été testée sur une dizaine d'autres scénarii (voir annexe D) et les résultats sont aussi encourageants en ce qui concerne l'efficacité à détecter les routes "connectées"<sup>1</sup> de la scène.

Le cas du scénario B mérite une attention plus profonde. Les routes principales du réseau routier sont parfaitement détectées par le processus de détection et aucune redondance dans le résultat de la détection n'est observée. Le cas des voies sans issue est plus complexe : elles demeurent souvent difficiles à détecter. Sur cet exemple, sur trois voies sans issues, deux sont correctement extraites (les deux voies situées le plus haut dans l'image et dont la direction principale est marquée bleue sur l'image de détection). On pourrait certes baisser le seuil de détection pour obtenir la dernière mais quelques fausses alarmes commencent à apparaître (droite rouge).

Deux explications peuvent justifiées cette difficulté à extraire les voies sans issue de la scène :

- Premièrement elles ne sont pas assez longues pour être extractibles par la transformée de Hough : elles ne correspondent pas à un alignement de pixels assez important par rapport aux grandes voies du réseau routier.
- Deuxièmement ces voies ont moins larges que les grands axes routiers. De plus, elles traversent souvent un environnement chargé en objets manufacturés de toutes sortes (bâtiments, voitures). Les fortes réponses induites par ces derniers peuvent masquer partiellement voire totalement des portions de ces routes qui seront ainsi difficilement détectables.

Ce dernier échec n'est pourtant pas un inconvénient important dans la mesure où ces voies sans issus ne sont pas des éléments importants d'un réseau routier.

# 4.4.5.4 Contraintes opérationnelles de la méthode

Concernant les contraintes opérationnelles de la méthode, le nombre de paramètres d'entrée est limité, comme nous l'avions souhaité. Pour chaque scène, il est seulement demandé à l'utilisateur d'indiquer le nombre de route dont il veut extraire une portion rectiligne.

En ce qui concerne l'algorithme de TH, la méthode d'extraction des maxima développée s'est avérée assez robuste au bruit. Pour obtenir les axes principaux de la scène, les fausses alarmes sont rares. De plus, le principe d'effectuer l'étape d'accumulation et l'étape d'extraction des maxima avec des pas de discrétisation différent, permet de garder une bonne précision sur la détection (les directions extraites sont situées au milieu des routes) et d'obtenir un résultat unique pour chaque portion rectiligne des routes. Enfin l'expérience a montré une relative insensibilité du résultat au choix de ses pas de discrétisation, dans la mesure où les routes de la scène sont de paramétrage assez différents.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>en opposition aux voies sans issues

# 4.4.6 Résumé

Dans cette section, une méthode de détection des portions rectilignes des routes d'une scène de télédétection radar a été présentée. La méthode applique une transformée de Hough au résultat d'une classification globale de la scène pour localiser les tronçons rectilignes du réseau routier. Dans ce contexte, une méthode robuste d'extraction des maxima du plan projeté de Hough a été proposée. Cette méthode permet l'extraction d'une seule direction par portion rectiligne.

A la fin de cette première phase, nous ne disposons pas encore du tracé complet du réseau routier, mais uniquement d'un ensemble de directions contenant une portion rectiligne de ce dernier. Pour extraire la totalité du réseau routier, ces directions de recherches sont passées en entrée d'un algorithme de poursuite dans la phase suivante.

# 4.5 Un algorithme de suivi pour l'extraction

## 4.5.1 Introduction

Dans cette section, le problème d'extraction d'un tracé le plus complet possible du réseau routier est considéré. La partie précédente a présenté une méthode de détection des portions rectilignes de ce dernier. Cette section propose d'en effectuer l'extraction complète par un algorithme de suivi structurel.

Le processus de poursuite, moyennant l'optimisant de critères radiométriques pertinents, est chargé d'extraire un tracé propre et continu, de toutes les routes de la scène.

Le suivi structurel est depuis longtemps utilisé pour extraire le réseau routier à partir de données de télédétection optique [Pét03] ou radar [Jac97]. L'avantage d'utiliser une approche itérative et dynamique par suivi pour le problème qui nous concerne ici, est le degré de liberté qu'offre cette approche par rapport au modèle théorique de route. Parmi les méthodes de poursuite existantes, le suivi structurel semble un bon compromis entre fiabilité et complétude du résultat.

La difficulté majeure de ces algorithmes itératifs est d'éviter les divergences dans des zones de confusion (il s'agit de régions de radiométrie très proche de celle des routes) tout en autorisant le franchissement d'obstacles isolés (voitures stationnées, etc.). Dans cette section, une méthode prenant en compte le résultat d'une classification globale de la scène est proposée, afin de réaliser ce compromis. Pour cela, le résultat de la classification est utilisé pour contraindre et piloter l'évolution de l'extraction.

Une seconde difficulté des algorithmes de poursuite concerne l'initialisation du processus d'extrcation qui s'effectue, dans la majeure partie des cas, par un opérateur extérieur. Nous proposons ici d'utiliser le résultat de la détection précédente des portions rectilignes, afin de réaliser une initialisation automatique du process.

L'organisation de cette section est la suivante. Pour commencer, une présentation générale des algorithmes de suivi structurel est faite. Nous insistons dans ce paragraphe sur les différents éléments pouvant influer sur la qualité du résultat. Dans un deuxième temps, nous présentons l'algorithme mis en place dans le cadre de ces travaux. Enfin pour conclure, la méthode a été appliquée sur des données réelles. Les résultats sont analysés et les limitations sont mises en évidence.

# 4.5.2 Les algorithmes de suivi structurel

## 4.5.2.1 Le principe du suivi structurel

Il consiste à rechercher les pixels d'une route, à partir d'une amorce initiale et d'une direction de recherche, en optimisant certaines caractéristiques globales (radiométriques, géométriques, etc.) des routes sur l'image considérée.

Les entrées de l'algorithme sont :

- Un point *amorce* marquant le point de départ de la poursuite;
- une direction initiale de recherche;
- les caractéristiques globales des routes à optimiser.

Le principe de base est illustré sur la figure 4.11. A chaque itération, sont considérés à partir d'une amorce initiale, différents segments d'une certaine longueur et orientés dans différentes directions par rapport à une direction initiale. Seul le segment correspondant le plus à la route recherchée est alors gardé et rajouté à la liste des pixels de la route poursuivie. Le choix de celui-ci se fait par optimisation <sup>2</sup> d'une fonction de coût, descriptive des propriétés radiométriques et/ou géométriques de la structure recherchée.

A chaque itération, il faut vérifier si l'élément sélectionné possède toujours les caractéristiques globales d'une route, afin d'arrêter la poursuite si la structure est arrivée à terme, ou si l'algorithme a divergé. Cette vérification est faite par comparaison de la valeur de la fonction de coût optimale avec un seuil fixe, au-delà ou en deçà (selon qu'il s'agisse d'un critère à minimiser ou d'un critère à maximiser) duquel l'élément correspondant n'est plus considéré comme assez représentatif d'une portion de route.

A la première itération, le point amorce et la direction de propagation principale correspondent aux paramètres d'entrée de l'algorithme. Aux itérations suivantes, ces derniers sont mis à jour en fonction de l'élément linéaire précédemment extrait : la nouvelle amorce correspond à l'extrémité libre de ce dernier et la direction de propagation à sa direction moyenne.



FIG. 4.11 - Principe du suivi structurel

Le résultat et le comportement de l'algorithme sont régis par le choix de plusieurs paramètres importants :

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>minimisation ou maximisation

- L'espace de recherche, c'est à dire les caractéristiques géométriques (longueurs, orientations, etc) des segments candidats à chaque itération;
- Le choix de la fonction de coût qui va être optimisée afin de choisir parmi tous les segments candidats à chaque itération;
- Le choix du paramètre de rigidité, la définition et l'objectif de celui-ci sera expliqué plus loin dans cette section;
- Le choix de l'amorce qui initialise le processus d'extraction;
- Le choix des critères d'arrêt (ou de contrôle) qui valide à chaque itération le segment extrait.

Dans les paragraphes suivants nous proposons d'analyser le rôle et l'influence de chacun de ces paramètres sur le résultat de la poursuite. Cette étape est primordiale pour comprendre les choix fait par la suite dans notre algorithme de poursuite.

## 4.5.2.2 Choix des dimensions de l'espace de recherche

Les dimensions de l'espace de recherche désignent la longueur, l'orientation et le nombre de segments candidats à chaque itération. Le choix de ces paramètres est très important car il justifie le comportement général de l'algorithme et la précision du résultat. L'influence de chaque paramètre est déjà connue, nous nous contentons de les résumer dans ce qui suit [Jac97].

### $\Diamond$ Influence de la longueur des segments :

- Si la longueur des segments est choisie trop petite, l'algorithme ne donnera pas de résultat pertinent. Le chemin optimal sera choisi sur une distance trop courte, en considérant trop peu de points, pour être certain qu'il corresponde bien à une portion de route. L'algorithme sera, de plus, sensible au bruit et aux changements locaux de radiométrie (e.g. obstacles locaux brillants, portion de route cachée par un bâtiment ou de la végétation); et des arrêts fréquents sont à prévoir. En contre-partie, de petits segments permettent une adaptation assez libre de l'algorithme aux changements locaux de géométrie (courbures locales de la route plus prononcées).
- Si la longueur des segments est choisie trop grande, l'algorithme sera moins sensible aux changements locaux de radiométrie et l'extraction sera plus pertinente (car évaluée sur un nombre assez important de pixel). D'un autre côté, la poursuite sera trop rigide. L'algorithme aura des difficultés à s'adapter aux courbures locales de la route (changements de géométrie) et des sauts dans des zones de confusion (c'est à dire des zones de radiométrie voisine de celle des routes) sont à prévoir.

### $\Diamond$ Influence de l'orientation des segments :

L'orientation des segments par rapport à la direction incidente de la portion de route déjà extraite, paramètre les changements de direction possibles de la poursuite. De grands angles autorisent les virages mais l'algorithme peut vite devenir instable en entrant en une boucle infinie (dans des zones homogènes par exemple, surtout si les segments sont de petite taille). De petits angles permettent la stabilisation de la poursuite mais les courbures locales sont alors difficilement franchissables.

### $\Diamond$ Influence du nombre de segments :

Le nombre de segments candidats paramètre la précision de l'extraction. Plus le nombre

de segments candidats est grand, plus nous avons de chance d'extraire le meilleur tronçon. D'un autre côté, l'inconvénient d'un nombre de segments élevé est un grand coût calculatoire (mémoire et temps de calcul).

### 4.5.2.3 La fonction de coût à optimiser

Le choix de ce critère d'optimisation est très important car c'est l'acteur principal du processus d'extraction : il permet de choisir *le segment suivant* parmi tous les segments candidats. Cette fonction de coût est basée sur la connaissance des caractéristiques générales (radiométriques, géométriques, etc.) d'une route. Dans la littérature, diverses fonctions de coût ont été proposées, optimisant diverses propriétés des routes à extraire :

- Propriétés d'homogénéité de la radiométrie des routes : Dans [Rus96] [AJ99], la variance longitudinale sur la longueur de la route est optimisée alors que Jacquis [Jac97] préfère le contraste local. Ce type de fonction de coût est sensible aux changements locaux de radiométrie et donc aux obstacles localisés. Leur efficacité en milieu urbain dense est ainsi discutable.
- Propriétés radiométriques des routes : dans [Jac97], l'auteur minimise la moyenne radiométrique. L'algorithme proposé travaille sur des données moyenne résolution du type ERS. La faiblesse d'un tel critère reste les ombres et autres surfaces spéculaires qui sont fréquentes en imagerie radar haute résolution de milieu urbain.
- Propriétés géométriques des routes : [Rus96] [AJ99] minimisent la distance parcourue et maximisent la rectitude (contraintes sur la courbure). Cette fonction de coût est généralement utilisée conjointement avec d'autres critères qui vont contrôler la radiométrie du chemin extrait. Dans le cas de données haute résolution, l'utilisation d'un critère géométrique de type rectitude nous semble peu adapté au problème. L'algorithme de poursuite doit avoir la liberté d'évoluer sur toute la largeur surfacique d'une route afin de contourner les obstacles. Si il est contraint par un critère de rectitude, la poursuite risquerait d'être trop rigide et éprouverait des difficultés à corriger son orientation en présence d'une route de courbure plus prononcée.
- Contraste avec le voisinage : l'auteur de [Gun91] optimise un critère relatif au profil transversal à la route (i.e. la corrélation de profil transversal). Ce type de fonction de coût exploite le fort contraste de la route avec son environnement. Ce type d'optimisation donne de bons résultats en milieu peu texturé rural. Par contre en milieu urbain, le profil transversal n'étant pas du tout constant, les résultats sont souvent médiocres [Bon98].

# 4.5.2.4 La rigidité

La paramètre de rigidité correspond au nombre de pixels de la structure incidente déjà extraite, sur lesquels sont évalués deux paramètres importants :

 Le premier concerne la direction de recherche autour de laquelle vont se répartir les nouveaux segments candidats à chaque itération (figure 4.11). Cette dernière correspond à la direction moyenne de la portion de route déjà extraite, calculée sur les derniers pixels de cette même portion de route (le nombre de ces pixels étant fixé par le paramètre de rigidité).

 La seconde concerne la fonction d'énergie. Il est judicieux d'intégrer une portion de la structure déjà extraite dans le calcul de la fonction d'énergie de chacun des segments candidats, afin d'assurer la cohérence et la continuité locale de la route extraite.

### 4.5.2.5 Initialisation

Il s'agit du point de départ de l'algorithme et de la direction de recherche à la première itération. Il existe différentes façons de déterminer ces paramètres d'amorçage :

- soit de façon assistée par un opérateur extérieur,
- soit de façon automatique par un algorithme de détection.

Dans la littérature la première solution est généralement privilégiée, le calcul automatique des points amorces n'étant pas une chose facile.

### 4.5.2.6 Choix des critères d'arrêt

Ces critères doivent être représentatifs des propriétés de la structure recherchée (souvent radiométriques : contraste, énergie [Jac97]) afin de prévenir des divergences et arrêter la poursuite une fois qu'une route est entièrement détectée. Ils sont généralement identiques à la fonction de coût. La validation de l'extraction, à chaque itération, est faite par comparaison de la fonction de coût du candidat sélectionné avec un seuil de tolérance fixé par l'utilisateur. Le choix de ce seuil de tolérance est important : il permet de donner plus ou moins de liberté d'évolution à l'algorithme par rapport au modèle théorique de route. Il n'existe pas de règle théorique pour le fixer, son choix dépendant de la qualité du résultat recherché : soit nous contraignons l'extraction pour fiabiliser le résultat, soit nous relâchons les contraintes d'extraction pour obtenir un résultat le plus complet possible.

### 4.5.2.7 Analyse sur le comportement de l'algorithme

Le comportement d'un algorithme de poursuite et la qualité du résultat dépendent généralement de deux choses importantes :

- du choix du jeu de paramètres discutés ci-dessus;
- des données réelles qui présentent de nombreuses configurations différentes, dont certaines délicates pour un algorithme de poursuite et auxquelles il doit s'adapter.

L'algorithme doit pouvoir extraire la grande majorité du réseau routier, tout en minimisant à la fois les divergences dans des zones de radiométries proches de celles des routes, et les arrêts face à des changements locaux de radiométries (changement de revêtement, obstacles isolés, etc.). L'expérience du suivi structurel montre que la réalisation conjointe de deux contraintes citées ci-après est un compromis difficile :

- soit nous décidons de contraindre l'algorithme en choisissant un jeu de paramètres qui permettra d'éviter toute divergence de la poursuite (critère d'arrêt contraignant, orientation des segments faibles, grands segments, etc.). En contre-partie, l'algorithme peut échouer à extraire le réseau routier dans certaines configurations délicates : arrêt de la poursuite en milieu de course face à un obstacle, difficulté à extraire les routes perturbées par un environnement bruité.

 soit nous décidons d'extraire le plus d'exceptions possibles par rapport au modèle théorique de route, en relâchant les contraintes de poursuite et de contrôle. De possibles divergences, et donc des fausses alarmes, sont à prévoir.

# 4.5.3 Le suivi de routes en imagerie RSO haute résolution : mise en avant des difficultés

En imagerie radar haute résolution de milieux urbains, un contrôle parfait de l'extraction est nécessaire. De nombreuses zones de radiométrie proche de celle des routes, correspondant à des zones de sol nu et surtout à des ombres diverses, sont présentes. Ces zones sont de véritables centres d'attraction pour l'algorithme de suivi en particulier dans certaines configurations délicates où la route à extraire serait partiellement obstruée par des obstacles isolés brillants. Plus précisément dans le cas particulier où un obstacle brillant, contribuant à augmenter la radiométrie locale de la route, serait situé à proximité de la route alors que l'environnement proche de la route est composé de régions faibles radiométriquement (illustration sur la figure 4.12) un détour de l'algorithme dans cette zone de confusion est fort probable.

De plus, en milieu urbain, ce type de configuration de changements locaux de radiométrie sont fréquents et de causes diverses :

- dus à une grande densité de multi-trajets et de doubles rebonds : repliement des bâtiments et de la végétation.
- dus à la présence de multiples objets, aux réponses brillantes, à proximité et sur les routes.

Si nous voulons un résultat le plus complet possible, il semble ainsi impératif de trouver une solution efficace qui permettra de franchir ces obstacles tout en évitant les divergences.

#### 4.5.4 L'algorithme de suivi développé dans le cadre des ces travaux

#### 4.5.4.1 L'apport de cette thèse dans le domaine du suivi structurel

Nous présentons dans cette section l'algorithme de suivi que nous avons développé dans le cadre de l'extraction du réseau routier de scènes radar urbaines. La méthode proposée a été développée sous trois contraintes différentes :

- Fiabilité : éviter les divergences dans les ombres de bâtiments et sur les zones de sol nu ;
- Robustesse : franchir les obstacles;
- Automatisme : être le plus automatique possible.

L'originalité de notre approche est de prendre en compte le résultat d'une classification de la scène pour contraindre et supporter l'algorithme de suivi. L'idée importante de ces travaux est d'interdire à l'algorithme de suivi certaines zones de la scène pouvant le tromper (les ombres par exemple). Nous espérons ainsi pouvoir relâcher les contraintes de poursuite afin de franchir les occlusions et obstacles, tout en évitant à l'algorithme de diverger dans des zones de faible radiométrie.



FIG. 4.12 - Configurations à difficultés pour l'algorithme dynamique

Le deuxième apport de ces travaux concerne l'initialisation de l'extraction. L'utilisation du résultat de la précédente détection des tronçons rectilignes du réseau routier va permettre l'automatisation du processus d'extraction. Nous proposons ainsi un algorithme capable de s'auto-initialiser et de s'auto-réinitialiser en cas d'arrêt.

La structure de cette section est la suivante. Nous reprenons un à un les paramètres qui influent sur le comportement de l'algorithme et présentons à chaque fois nos choix :

- l'espace de recherche,
- le choix de la fonction de coût,
- le choix de l'amorce.

### 4.5.4.2 Choix de l'espace de recherche : déploiement d'un arbre de recherche

Dans la version de base d'un algorithme de suivi, l'espace de recherche correspond à un ensemble de segments de même longueur, de même point de départ mais d'orientations différentes. De plus le paramètre de longueur joue un rôle important dans le comportement de l'algorithme :

- de petits segments sont sensibles aux changements de radiométrie (obstacles) mais assurent une certaine souplesse vis à vis des changements de géométrie de la route (courbures);
- de grands segments sont moins sensibles aux changements de radiométrie et assurent une certaine exactitude au résultat, mais l'algorithme est parfois rigide et peut éprouver des difficultés à s'adapter aux changements de géométrie.

Devant la complexité des scènes étudiées, la contrainte la plus importante à respecter concerne la robustesse aux obstacles et aux fluctuations de radiométrie. L'utilisation de segments de longueur assez grande semblerait ainsi le plus approprié au problème.

Une autre solution envisageable, qui permet d'assurer à la fois la robustesse de l'extraction face aux obstacles et l'exactitude de l'extraction vis à vis des changements de géométrie, est de générer un arbre de recherche dont chaque branche est constituée d'un enchaînement de segments d'orientation variable. C'est l'option choisie par Airault [AJ99], Ruskoné [Rus96] et Pétéri [Pét03] dans un contexte d'imagerie aérienne optique. Le même processus a été appliqué ici dans un contexte RSO. Le principe du déploiement d'un arbre de recherche est illustré sur la figure 4.13.

A chaque itération, la fonction d'énergie est calculée sur toute la profondeur de l'arbre mais seul le premier segment est gardé. Chaque nouveau segment sélectionné et ajouté à la structure incidente déjà extraite, est ainsi choisi et validé sur une distance assez grande, en examinant les chemins suivants possibles.

Par ce procédé, sont associés simultanément les avantages de petits segments d'extraction et ceux de grands segments : l'estimation du meilleur chemin est faite sur une assez grande distance pour être robuste aux obstacles et à partir d'éléments linéaires de forme assez souple pour s'adapter aux courbures locales de la route (un enchaînement de segments d'orientations variables est moins rigide que l'utilisation d'un unique long segment). Ainsi robustesse et souplesse de l'extraction sont réalisés simultanément.



FIG. 4.13 - Arbre de recherche

La construction de l'arbre est paramétrée par les variables suivantes :

- La longueur des segments à un niveau donné : celle-ci peut maintenant être choisie petite de façon à être précis dans l'extraction.
- L'orientation des segments à un niveau donné, dont l'influence est la même que dans l'algorithme de base.
- Le nombre de segments à chaque niveau de profondeur.
- Le nombre de noeuds (ou niveau de profondeur) de déploiement de l'arbre. Plus celui-ci sera grand, meilleure (i.e. fiable) sera la prédiction du chemin suivant car effectuée sur un nombre d'échantillons de plus en plus grand. Mais en contre partie le coût calculatoire est accru.

## 4.5.4.3 La fonction de coût à optimiser

Le choix de la fonction de coût d'un algorithme de poursuite est primordial; c'est l'optimisation de cette dernière qui permet la résolution du problème de poursuite à chaque itération du processus. Il faut donc la choisir judicieusement afin d'obtenir le résultat le plus correct possible.

Au paragraphe 4.5.2, une étude de la littérature, optique et radar moyenne résolution, a permis de lister différentes fonctions de coût, décrivant dans la grande majorité des cas, les caractéristiques radiométriques particulières des routes par rapport aux autres régions de la scène. Parmi les plus utilisés, les critères d'homogénéité tel que la variance ou le contraste radiométrique local ou encore les critères de minima radiométriques donnent souvent de bons résultats.

Les premiers tests de tels critères dans la cas de scènes radar HR ne se sont pas avérés très encourageants. Les principaux échecs sont dus aux autres régions de la scène, voisines des routes et présentant des propriétés semblables à celles décrites par la fonction de coût optimisée. Ainsi le piège d'un critère d'homogénétité tel que les minima de variance ou de contraste local sont les ombres et certaines parcelles de sol nu. De plus, la radiométrie d'une route n'est pas toujours très homogène, contrairement aux ombres et aux points d'eau calme, ce qui peut donner de mauvais résultats (divergences et arrêts fréquents de la poursuite).

La même remarque peut être formulée en ce qui concerne un critère à minima radiométriques dont le principal piège reste encore et toujours les ombres diverses, fréquentes en milieu urbain HR.

Nous recherchons ici une fonction de coût qui permettra d'éviter à la poursuite de se perdre dans les ombres de bâtiments à proximité. La solution envisagée pour répondre à ce problème est d'utiliser le résultat de la classification de scène obtenu au chapitre 3, afin de supporter et contraindre l'algorithme de poursuite. Le résultat de cette classification donne en effet une idée globale de l'occupation des sols. En particulier, la localisation des principales ombres et autres surfaces spéculaires non "routes" est disponible. Connaissant ces régions, il suffit d'interdire au suivi de s'y rendre.

Ainsi la fonction de coût proposée dans le cadre de ces travaux fait intervenir deux types d'informations différentes :

### - une information dite "locale" :

- ▶ décrivant les caractéristiques radiométriques des routes,
- ▶ dont le rôle permet la sélection du meilleur chemin à chaque itération du processus.
- une information dite "globale" :
  - ▶ dérivée du résultat de la classification globale de la scène,
  - ▶ dont l'objectif est de pénaliser les régions "non route" de la scène afin de préserver la poursuite des divergences.

Un avantage d'une fonction de coût combinant ces deux types d'information, est, qu'en préservant l'algorithme des divergences, les contraintes de contrôle du suivi vont pouvoir être relâcher afin d'autoriser les franchissements des obstacles et occlusions locales. Ces deux termes de notre fonction de coût sont détaillées dans les paragraphes suivants.

#### $\diamond$ Le terme d'information locale :

Rappelons que l'amplitude d'une image radar est modélisable statistiquement par les lois à trois paramètres de Fisher  $F(\mu, L, M)$  (Chapitre 2). La fonction de coût locale est construite sur la connaissance de cette statistique pour la classe route de la scène (notée par la suite  $F_{route}(\mu, L, M)$ ). Sa valeur pour un segment de l'arbre de poursuite est fonction de la probabilité d'appartenance de ce dernier à la classe de route.

Soit un segment S de l'arbre de poursuite et  $U_1(S)$  l'information locale associée. Sous l'hypothèse d'indépendance de chaque pixel de l'image, la probabilité que S appartienne à la classe route est donnée par la formule :

$$P_{route}(S) \propto \prod_{\mathbf{k} \in \text{ pixels de S}} F_{route}(\mu, L, M)(k)$$
 (4.8)

avec :  $F_{route}(\mu, L, M)(k)$  la probabilité d'appartenance à la classe route du  $k^{ieme}$  pixel de S.

Pour des soucis numériques, il est souvent préférable de se ramener à une grandeur normalisée. Ainsi  $U_1(S)$  est donné par :

$$U_1(S) = \frac{P_{route}(S)}{max(P_{route})^L}$$
(4.9)

avec L désignant le nombre de pixels composant S (soit sa longueur en nombre de pixels) et  $max(P_{route})$  désignant la valeur maximale prise par la distribution de la classe route.

En choisissant cette information locale, l'algorithme de poursuite chaîne les pixels successifs possédant la radiométrie la plus proche de celle majoritairement représentée sur une zone de route. A la différence des critères de minimisation de la radiométrie locale ou de l'homogénéité de la structure les zones de sol nu ou d'ombre (plus homogènes et de radiométrie en moyenne plus faible que les portions de routes) ne sont plus favorisées (figure 4.14). Nous pensons ainsi privilégier les pixels route.

### $\diamond$ Le terme d'information globale :

Nous avons vu dans la section 4.5.3, que la complexité des scènes traitées impose de relâcher les contraintes de contrôle de la poursuite afin de franchir les obstacles et extraire la totalité du réseau routier. Or relâcher les contraintes de poursuite induit une certaine sensibilité de la poursuite aux divergences dans des zones de l'image de radiométrie faible.

La solution envisagée ici pour éviter ces divergences tout en autorisant le franchissement de faibles ruptures radiométriques est la suivante :

- pénaliser les chemins trompeurs, en abaissant la valeur des fonctions de coût des branches de l'arbre les traversant,
- et de favoriser les chemins correspondant à la véritable route.

Ceci est le rôle de cette information de coût globale. Celle-ci est qualifiée de "globale" car elle utilise la connaissance de l'organisation de la scène entière via le résultat de la classification.



FIG. 4.14 - Loi en amplitude de la classe route

L'idée est ici de contraindre le résultat de la poursuite à contenir le plus de pixels classés route, et ainsi interdire les zones de faible radiométrie appartenant à une autre classe de la scène (e.g. la classe des ombres) et pouvant porter à confusion sur la seule connaissance de la fonction de coût locale.

Ainsi, l'information globale consiste à compter, pour chaque segment S de l'arbre de poursuite, la proportion de pixels de S qui appartiennent à la classe route à l'issue d'une classification de la scène. L'expression de cette information pour un segment S de l'arbre de poursuite, notée  $U_2(S)$ , est donc la suivante :

$$U_2(S) = \frac{\sum_{k \in \text{pixels de S}} Imroute(k)}{L}$$
(4.10)

avec Imroute, l'image binaire de la classe route (cette image prend la valeur 1 pour les pixels de la classe route et 0 ailleurs) et L désignant comme précédemment la longueur de S en nombre de pixels.

La qualité du résultat de la classification est importante pour assurer le bon fonctionnement de cette approche. Les zones d'ombres ainsi que les zones de sol nu de radiométrie sensiblement proche à celle des routes, doivent impérativement être exclues de la classe route. Nous comprenons donc maintenant l'utilité de l'étape de post-traitement de la classe route par filtrage géométrique, réalisée au chapitre 3.

#### $\diamond$ La fonction de coût et le processus de décision :

La fonction de coût totale est alors une combinaison linéaire des deux informations précédentes.

Pour un segment S, notons U(S) la valeur de la fonction de coût en ce segment. Soient  $\lambda$  et  $\mu$ , les poids associés à  $U_1(S)$  et  $U_2(S)$ . U(S) est donné par la formule :

$$U(S) = \lambda U_1(S) + \mu U_2(S)$$
(4.11)

La fonction de coût d'une branche complète B de l'arbre correspond à la somme des valeurs de la fonction de coût précédente sur chaque segment de la branche :

$$U(B) = \sum_{k \in [1:\text{nbr segments de la branche}]} U(S_k)$$
(4.12)

avec :  $U(S_k)$  le critère associé au  $k^{i\text{ème}}$  segment la branche.

Finalement, la sélection du chemin suivant se fait par maximisation de U(B) sur toutes les branches de l'arbre.

#### 4.5.4.4 Amorçage de la poursuite et condition de réinitialisation

Chaque itération de l'algorithme nécessite un point de départ et une direction de propagation initiale, à partir desquels sont construits les chemins candidats suivants. Trois cas de figures sont à distinguer :

- l'amorçage de la poursuite à la première itération;
- l'amorçage de la poursuite aux itérations suivantes;
- la gestion des arrêts de la poursuite et condition de réinitialisation.

### $\diamond$ Première itération : recherche dynamique du point initial

- Il y a deux manières de choisir les paramètres d'initialisation à la première itération :
- manuellement : c'est l'option la plus simple souvent choisie par les auteurs [Pét03]
   [Bon98];
- automatiquement.

Nous avons opté pour une méthode automatique d'initialisation. Les directions de recherche initiales sont les droites détectées par la précédente étape de recherche des portions rectilignes du réseau routier. Une recherche dynamique de chaque point amorce dans chacune de ces directions permet l'activation de la poursuite.

Plus précisément, le processus d'initialisation est le suivant. Soit une direction de recherche donnée parmi celles extraites dans la phase de détection. La recherche du premier point amorce est réalisée en déployant un arbre de poursuite d'un bout à l'autre de l'image dans cette direction. Le point d'amorce est trouvé à partir du moment où les conditions relatives à la fonction de coût d'un chemin au moins de l'arbre de propagation sont remplies. Il s'agit en quelque sorte de lancer le processus de poursuite à partir d'un bord de l'image, mais de ne valider celui-ci qu'à partir du moment où les conditions satisfaisant au problème d'optimisation sont remplies.

Il est ainsi effectué une recherche dynamique des points d'amorces initiaux, dans chacune des directions issues de la phase de détection.

#### $\diamond$ Amorce à chaque itération suivante

A l'itération suivante une mise à jour automatique de ces paramètres est nécessaire afin d'assurer l'avancée de la poursuite. Le nouveau point de départ est l'extrémité du segment sélectionné à l'itération précédente. La direction de propagation est, quant à elle, donnée par la direction moyenne de la portion de route déjà extraite, évaluée sur un certain nombre de pixels de cette dernière (ce nombre correspond au paramètre de rigidité).

## $\diamond$ La gestion des arrêts de la poursuite et condition de réinitisalisation

Les causes d'arrêt du suivi sont diverses :

- l'algorithme est arrivé en fin de route et la poursuite est finie;
- l'algorithme a rencontré un obstacle qu'il n'a pas réussi à franchir.

Dans ce second cas, une portion de route peut manquer, et il est indispensable d'essayer de réinitialiser la poursuite afin de compléter l'extraction. Le processus de ré-initialisation automatique est quasiment identique au processus d'initialisation à la première itération : il s'agit de rechercher un nouveau point amorce à partir duquel les conditions de propagation seront à nouveau remplies.

Deux cas de figure se présentent (figure 4.15) :

- au cours de la phase de poursuite, l'algorithme a changé de direction à une intersection.
- l'algorithme n'a pas changé de direction et s'est arrêté au milieu de l'extraction de la route courante.



FIG. 4.15 - Reinitialisation de la poursuite : les différentes configurations

Afin d'assurer la complétude de l'extraction, deux types de réinitilisation doivent être envisagés :

- Dans le premier cas, la direction de propagation pour la recherche d'un nouveau point d'amorce est égale à la même direction qu'à la première itération du processus, afin d'éviter des oublis liés à un éventuel changement de direction au niveau d'une intersection;
- Dans le second cas, la direction de propagation pour la recherche d'un nouveau point d'amorce est évaluée de la même façon qu'aux autres itérations de l'algorithme, c'est à dire par calcul de la direction moyenne de la portion de route déjà extraite, sur un certain nombre de pixels égal au paramètre de rigidité. Ce procédé permet de continuer l'extraction complète de la route courante que l'algorithme était en train d'extraire avant l'arrêt.

Dans les deux cas, la recherche d'un nouveau point amorce est alors effectuée comme à la première itération : par recherche dynamique jusqu'à respect des conditions de poursuite. Ce

processus de recherche dynamique d'un nouveau point amorce peut être accompagné d'une augmentation ponctuelle du nombre de noeuds de l'arbre, afin de permettre à l'algorithme de pouvoir se raccrocher, le plus vite possible, à une portion de route non obstruée, c'est à dire contenant assez de pixels classés route pour autoriser la réinitilisation de l'algorithme.

### $\diamond$ Avantages de cette approche

Ces algorithmes dynamiques d'initialisation et de ré-initialisation en cas d'arrêt assurent l'autonomie du processus de poursuite. Avec la connaissance d'une classification de la scène et la localisation des portions rectilignes des routes, nous avons développé un algorithme automatique d'extraction du réseau routier d'une scène urbaine.

### 4.5.4.5 Compléments sur le sens de poursuite

Ce paragraphe donne quelques indications supplémentaires sur le sens de poursuite de l'algorithme.



FIG. 4.16 - Sens de la poursuite

Le processus d'amorçage automatique présenté précédemment, possède un petit inconvénient si un sens unique de poursuite de l'algorithme est choisi. L'initialisation s'opérant dans les directions issues de la phase de détection des portions rectilignes du réseau, il se peut, dans certaines configurations de routes, que la méthode de recherche dynamique du point amorce initialise la poursuite non pas en début de la route, mais au milieu de celle-ci. Les tronçons de route se trouvant dans le sens opposé au sens de poursuite à partir de ce point amorce resteront donc non détectés. Ce cas de figure est illustré sur la figure 4.16 (A).

Pour assurer l'extraction complète des routes de la scène, il est ainsi préférable d'effectuer la poursuite dans les deux sens de poursuite, à partir de toutes les directions de recherche initiale

comme indiqué sur la figure 4.16 (B).

Par cette approche certains tronçons de route sont détectés plusieurs fois. Une fusion des tracés en post-traitement de la méthode est finalement opérée pour ne conserver qu'un unique tracé pour chaque route. La méthode de fusion est exposée dans la section suivante traitant des post-traitements de la méthode.

# 4.5.5 Post-traitements

Le résultat de l'extraction est finalement post-traité, afin d'obtenir un tracé propre et unique pour chaque route.



FIG. 4.17 - Illustrations des redondances d'extraction

Le principal objectif de ce post-traitement est de supprimer les multiples extractions d'une
même route. Trois types de redondance possibles ont été identifiés :

- le premier est lié à l'algorithme de poursuite lui-même (figure 4.17 (A)). Rappelons que pour assurer l'extraction complète de chaque route de la scène, nous activons l'algorithme de poursuite dans les deux sens de parcours à partir de la direction initiale. Il s'en suit une double extraction de certaines portions de route.
- le second cas de redondance est lié à la géométrie des routes (figure 4.17 (B)). Il concerne les routes de courbures variables le long de leur course, dont plusieurs tronçons rectilignes d'orientations différentes auraient été détectés dans la phase de détection. La détection de ces multiples tronçons rectilignes impliquera de multiples initialisation de l'extraction de la même route.
- le troisième est lié aux intersections du réseau routier (figure 4.17 (C)). Au cours de l'extraction d'une route de la scène, l'algorithme de poursuite peut changer de direction au niveau d'une intersection et amorcer l'extraction d'une autre route que celle qu'il était en train de traiter. L'extraction de cette seconde route n'étant pas l'objectif de l'itération courante, une seconde extraction du même tronçon de route sera amorcée à une itération ultérieure à partir d'une autre direction d'initialisation. Une redondance d'extraction est alors attendue.

Le traitement des redondances est une opération qui consiste à choisir un chemin intermédiaire entre deux résultats d'extraction très proches. Il s'agit simplement de choisir le chemin moyen entre ces deux résultats d'extraction comme indiquer sur la figure 4.18.



FIG. 4.18 - Traitement des redondances

## 4.5.6 Tests sur des données réelles

#### 4.5.6.1 Choix des zones de test

Les zones de tests de l'algorithme de suivi sont les mêmes que celle de la partie détection par transformée de Hough. La figure 4.19 permet de rappeler les scénarii de test.

Le scénario A ne devrait pas poser beaucoup de problème à traiter. La scène est peu dense en objets manufacturés, et les quatre routes la composant sont bien visibles et peu perturbées par le contexte. Quelques voitures sont visibles sur la route verticale la plus à droite, mais cette dernière est assez large pour que ces obstacles ne gênent pas l'extraction. Deux des routes de la scène sont bordées d'un côté par une zone naturelle (mélange de forêt et de sol nu) et de l'autre par une zone résidentielle. Ce scénario va permettre de tester la robustesse de la poursuite à de possibles divergences dans les zones naturelles de faible radiométrie.

Le scénario B est particulièrement intéressant pour tester l'algorithme. Il présente tous les cas compliqués pour un algorithme de suivi :

- une densité d'ombres non négligeable;



FIG. 4.19 - Scénarii de tests de la méthode de détection de route

- une route particulièrement perturbée par un contexte dense en objets fortement rétrodiffusants : une longue portion de route semble difficilement extractible (route verticale à droite);
- une route de courbure variable, bordée localement d'ombres et de végétation qui masquent partiellement une petite portion de la route (route verticale à gauche).

Le scénario C a la particularité de présenter un virage entre deux routes rectilignes. Nous allons pouvoir évaluer le comportement de l'algorithme face aux changements de géométrie.

## 4.5.6.2 Simulations

## $\diamondsuit$ Simulations avec contrôle de la classification

L'algorithme précédent a été appliqué successivement à ces trois scénarii. Les principaux paramètres de l'algorithme sont fournis dans le tableau 4.1. Le choix empirique de ces paramètres a été validés sur plusieurs simulations. D'autres résultats obtenus à partir d'autres scénarii et avec le même jeu de paramètre sont fournis dans l'annexe D de ce rapport.

Paramétrage de l'espace de recherche				Fonction de coût et critère d'arrêt		
Longueur des segments de l'arbre (en nombre de pixels)	Nombre de segments déployés à chaque noeud	Nombre de noeuds (ou branches de déploiement) de l'arbre standard	Nombre de noeuds maximum de l'arbre en cas d'arrêt	Angle entre deux segments (en radian)	Poids de $U_1:\lambda$	Poids de $U_2:\mu$
20	7	3	7	0.09	0.4	0.6

TAB. 4.1 - Paramètres de l'algorithme de suivi

Les résultats sont présentés sur la figure 4.20. Pour chaque scénario sont présentés l'image en amplitude, le résultat du suivi, l'extrait de données vecteur IGN sur la même zone, et une vérité terrain manuelle extraite en se basant sur les données IGN. Rappelons que notre objectif est l'extraction du réseau routier goudronné. Nous n'avons donc volontairement pas intégré les chemins de terre dans la vérité terrain utilisée pour l'évaluation des performances de l'algorithme. Le tableau 4.2 présente finalement les critères de qualité *complétude* et *exactitude* obtenus sur chacun des scénarii. Une moyenne des résultats obtenus à partir d'une dizaine de scénarii a également été effectuée pour permettre une évaluation globale de la méthode.



FIG. 4.20 - Extraction du réseaux routiers par algorithme de suivi à partir de données réelles (a) Image radar en amplitude (b) Vérité terrain IGN (BDTOPO®) (c) Vérité Terrain manuelle (d) Résultat de l'extraction par suivi

	Complétude	Exactitude	Qualité
Scénario A	94%	95%	90%
Scénario B	76%	98%	74%
Scénario C	66%	87%	60%
Moyenne sur plusieurs scénarios	79.47%	91.2%	73.8%

TAB. 4.2 - Critères de qualité

## $\diamondsuit$ Simulations sans contrôle de la classification

Dans le cas du scénario B, une seconde simulation a été réalisée avec les mêmes paramètres d'espace de recherche que précédemment, mais en annulant cette fois le poids de  $U_2$ . Dans ce cas aucun contrôle de la poursuite n'est effectué à partir du résultat de la classification. Nous souhaitons montrer par l'intermédiaire de cette simulation le rôle important que joue  $U_2$  dans la qualité du résultat de l'extraction.



FIG. 4.21 - Résultat de la poursuite sans contrôle du suivi

## 4.5.6.3 Analyse des résultats

Les résultats sont assez encourageants, étant données les conditions difficiles des scènes traitées. La majorité des routes sont bien extraites d'un bout à l'autre de l'image et le tracé est globalement correct.

Les faibles discontinuités de radiométrie sont bien gérées par l'algorithme de suivi. Cette propriété est nettement visible au niveau du scénario B et en particulier au niveau de la route verticale la plus à droite traversant une zone de végétation et d'ombres. Une occlusion partielle de la route est visible vers le milieu de la route. L'algorithme a su très bien s'adapter à cette portion de route, les divergences et arrêts de la poursuite ont été évités.

Ceci n'est pas le cas du résultat de la figure 4.21 qui correspond à la simulation où l'influence de  $U_2$  est annulé. L'algorithme ne réussit pas à poursuivre correctement la route et s'arrête au début de la première courbure de la route, sans doute gêné par la série d'ombres de bâtiments se trouvant dans la prolongation rectiligne de cette dernière route.

Le scénario B suggère un autre avantage de notre algorithme. A partir de la même route que précédemment, il est intéressant de remarquer que la courbure locale de la route est particulièrement bien restituée.

La même point positif est visible à partir des résultats du scénario C. Le virage de la scène est parfaitement bien extrait par l'algorithme et sa courbure bien respectée.

Les mêmes résultats encourageants sont suggérés par les paramètres de qualité du tableau 4.2. Les critères de qualité calculés sur nos trois scénarios sont corrects. Les critères d'*exactitude* traduisent une bonne fiabilité de l'algorithme de poursuite.

Les critères de complétude sont moins élevés que les critères d'exactitude. Les oublis dans l'ex-

traction concernent principalement les voies sans issue du réseau routier. Ces performances qualitatives sont très correctes et soutiennent la comparaison des méthodes existantes d'extraction de routes à partir de données radar HR [DG01] [LTC<sup>+</sup>04].

Les principales limitations de la méthode sont liées au contexte très perturbé de certaines routes qui demeurent souvent difficiles à extraire en totalité. En effet, certaines erreurs dans l'extraction sont induites par le contexte dense des routes. Les voitures et repliements de bâtiments induisent des discontinuités parfois trop grandes pour être franchies par l'algorithme de suivi. Ce phénomène est clairement observable sur les résultats relatifs au scénario B. La route verticale la plus à gauche de l'image n'est que partiellement extraite. La radiométrie moyenne le long de cette route est beaucoup trop importante pour permettre au suivi de l'extraire proprement.

Ainsi l'algorithme de suivi semble capable de franchir les petits obstacles de la scène, dans la limite où ces derniers ne s'étendent pas sur une trop grande longueur. Dans le cas contraire, un trou trop important au niveau du résultat de la classification implique l'arrêt de la poursuite, et l'impossibilité de réinitialiser cette dernière.

Dans la grande majorité des configurations similaires, il découle de cette limitation, des trous plus ou moins grands dans l'extraction.

Une seconde limitation de la méthode concerne les structures de largeur trop faible (3-5 pixels environ) comme la structure linéaire partiellement extraite traversant en diagonale le scénario C. Cette dernière n'est en fait pas une route, d'après la vérité terrain IGN, mais une canalisation non métallique dont l'aspect radiométrique et géométrique, hormis une largeur plus petite, est identique aux routes. Cette approche seule de l'extraction du réseau routier ne permet donc pas de distinguer cette canalisation d'une route : une étape supplémentaire d'identification des structures extraites permettrait d'effectuer cette distinction.

De façon générale cette limitation de la largeur, hormis l'échec visible sur l'image C, laisse pressentir la nécessité de certaines améliorations si nous souhaitons appliquer notre approche sur des images de moins bonnes résolutions (quelques mètres).

# 4.5.6.4 Comportement de l'algorithme

Dans cette section, quelques remarques sur le comportement de l'algorithme sont formulées.

A aucun moment au cours de l'extraction, nous n'avons repris la main pour corriger ou initialiser la poursuite. Les résultats obtenus ci-dessus sont ceux d'un algorithme autonome et dont les temps de calcul sont tout à fait raisonnables pour des profondeurs d'arbre raisonnables (70 minutes avec un arbre de profondeur 3 et 5 branches, sur PC 1.7GHZ et 512MB de RAM, pour une image contenant en moyenne 4 routes principales).

# 4.5.7 Tests sur des données réelles optiques

Pour conclure ce paragraphe, l'algorithme a été testé sur des données optiques afin d'évaluer l'aptitude de la méthode à traiter d'autres types de données.

Le processus d'extraction de route s'opère de la même façon que précédemment :

- classification de scènes,
- détection des portions rectilignes,



(a) Image optique (b) Kmeans 4 classes (c) Résultat de la poursuite

FIG. 4.22 - Test de la méthode d'extraction de route sur des données optiques

– extraction par suivi.

L'image optique traitée ici est une image panchromatique Quickbird<sup>3</sup> sur la ville de Pendleton dans l'Oregon, Etats-Unis. La résolution de Quickbird en mode panchromatique est de 61 centimètres. Enfin cette scène représente une scène résidentielle. Nous sommes donc dans les mêmes conditions que nos scénarii radar.

Dans le cas de scénarios optiques, le résultat de la classification, utilisé pour contrôler le suivi, est issu d'une classification non supervisée par k moyennes. Les classes de la scène qui risquent de poser problèmes ici ne sont plus les ombres comme en radar (les routes étant maintenant de radiométrie relativement claire) mais certains champs et zones de sol nu ainsi que les toits de bâtiments (figure 4.22 (a)). Une opération de filtrage géométrique permet toujours de supprimer parmi les objets de même radiométrie que les routes, ceux ne possédant pas les caractéristiques géométriques de ces dernières.

L'opération de détection des portions rectilignes du réseau routier est la même que précédemment et les paramètres du suivi sont identiques aussi. Les résultats sont présentés sur la figure 4.22 (b) et (c).

Ces résultats sont plutôt encourageants, tout en sachant qu'il serait possible de les améliorer en utilisant une information locale plus adaptée à l'imagerie optique. Le processus de contrôle de la poursuite par le résultat de la classification permet de parfaitement contraindre la poursuite, et évite les divergences en particulier à l'approche de parcelles agricoles et de zones de sol nu.

Ce résultat, bien que très correct, reste pourtant à confirmer sur de plus amples scénarii.

# 4.6 Résumé et discussion

Dans ce chapitre, un algorithme de suivi a été développé pour répondre au problème d'extraction quasi-automatique du réseau routier en milieu péri-urbain. La fonction de coût, optimisée à chaque itération, est composée de deux potentiels différents :

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>satellite optique

- une fonction de coût, intégrant une information probabiliste, qui permet de choisir le chemin suivant,
- une information, utilisant la résultat d'une classification de la scène, qui permet de contrôler la poursuite et de contrôler les divergences de l'algorithme.

La poursuite est robustifée à chaque itération par l'utilisation d'un arbre de poursuite. La combinaison de cette fonction de coût originale et de ce chemin de recherche permet de fiabiliser le résultat de l'extraction.

L'initialisation de la poursuite est effectuée par recherche dynamique des points d'amorce dans les directions issues d'une phase de détection des portions rectilignes du réseau routier par transformée de Hough. Ce processus permet d'automatiser l'extraction.

Les résultats de cet algorithme sont assez prometteurs. Les courbures locales de la route sont généralement bien suivies et les ruptures radométriques faibles sont bien franchies. De plus les divergences sont quasi-inexistantes.

Il est intéressant de retenir que l'algorithme développé remplit le cahier des charges de fiabilité, de quasi-automatisme et de temps de calcul relativement raisonnable (moins de 2 heures avec le paramétrage des simulations de cette thèse pour une image contenant en moyenne 5 à 6 routes) que nous nous étions fixés.

Un reproche pouvant pourtant être adressé à cet algorithme est la multiplicité de paramètres pilotant son comportement. Mais d'un autre côté, l'expérimentation a montré une certaine insensibilité au choix de jeu de paramètres par rapport au type de scènes traitées : le jeu de paramètres proposé dans ce manuscrit a permis d'obtenir des résultats satisfaisants sur un grand jeu de données.

La principale limitation de la méthode concerne maintenant les obstructions étendues de la route. Les ruptures faibles dans le modèle radiométrique sont généralement bien franchies par l'algorithme. Si ces ruptures deviennent conséquentes (cas d'une route peu large bordée de bâtiments et de végétation par exemple), l'algorithme ne parvient pas à extraire la totalité de la route. Des trous plus ou moins grands dans le résultat de l'extraction en résultent.

Dans le chapitre suivant, une approche contextuelle exploitant des connaissances a priori sur le voisinage des routes sera introduite afin de compléter ces trous dans les résultats de l'extraction.

Enfin l'utilisation d'une fonction de coût intégrant une partie probabiliste dans l'algorithme d'extraction de route par suivi ouvre la porte à une amélioration possible intéressante de cette méthode. Cette dernière consisterait à donner une note de fiabilité au résultat de l'extraction en terme de probabilité d'appartenance du tronçon de route extrait à la classe route, afin d'indiquer le degré de confiance à accorder au résultat de l'extraction. <u>Lire</u> <u>la seconde partie</u> <u>de la thèse</u>