



HAL
open science

Interférométrie RSO à haute résolution en milieu urbain: application au calcul de MNS urbain

Céline Tison

► **To cite this version:**

Céline Tison. Interférométrie RSO à haute résolution en milieu urbain: application au calcul de MNS urbain. domain_other. Télécom ParisTech, 2004. English. NNT : . pastel-00000999

HAL Id: pastel-00000999

<https://pastel.hal.science/pastel-00000999>

Submitted on 3 Feb 2005

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

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

THÈSE

présentée pour obtenir le grade de docteur de l'Ecole Nationale
Supérieure des Télécommunications

Spécialité: **Signal et Images**

Céline Tison

Interférométrie RSO à haute résolution en milieu urbain :
application au calcul de MNS urbain.

Mihai Datcu	Rapporteur
Eric Pottier	Rapporteur
Hugh Griffiths	Examineur
Philippe Réfrégier	Examineur
Henri Maître	Directeur de thèse
Vincent Leroy	Encadrant EADS DCS
Jean-Claude Souyris	Encadrant CNES
Florence Tupin	Co-directeur de thèse

23 novembre 2004

Remerciements

Le choix le plus difficile de mes études a été celui de faire une thèse. Se lancer dans une thèse soulève de nombreuses questions : le choix du sujet, du laboratoire d'accueil et du financement, avec toujours l' « après-thèse » en toile de fond. Trois années plus tard, je suis ravie d'avoir osé et vécu cette aventure riche en expériences, à la fois scientifiques et humaines ! Si cette aventure a été si réussie, c'est grâce aux différentes personnes qui ont soutenu mon travail.

Parmi elles, le jury de ma soutenance a évidemment une place toute particulière. Je tiens à remercier très sincèrement Messieurs les professeurs Eric Pottier et Mihai Datcu d'avoir accepté de rapporter cette thèse. Je remercie également Messieurs les professeurs Hugh Griffiths et Philippe Réfrégier d'avoir été, respectivement, examinateur et président du jury. Leurs remarques ont beaucoup fait progresser ce travail.

Je souhaite associer à ce jury Hélène Oriot qui a été présente lors de ma pré-soutenance et la remercier pour les nombreux et précieux conseils qu'elle m'a donnés.

Cette thèse a été financée par le CNES et EADS. Je remercie tout particulièrement mes deux encadrants Jean-Claude Souyris (CNES) et Vincent Leroy (EADS) et leurs équipes pour avoir suivi mon travail tout au long de ces trois ans, ainsi que Frédéric Adragna (CNES) qui a suivi le début de cette thèse. Je suis très contente d'avoir travaillé avec eux et de continuer maintenant au CNES.

Mon laboratoire d'accueil a été le département Traitement du Signal et des Images de l'ENST. Je souhaite exprimer toute ma gratitude à mes deux directeurs de thèse, Henri Maître et Florence Tupin, qui m'ont entraînée dans cette aventure. Ce fut un véritable plaisir de travailler avec eux, j'ai beaucoup apprécié leur encadrement et nos diverses discussions. Je garderai également de très bons souvenirs de nos expéditions (le terme n'est pas si exagéré) en congrès en Allemagne avec Florence !

Je ne peux évidemment pas oublier de remercier Jean-Marie Nicolas, qui bien qu'il n'apparaisse pas officiellement dans mon encadrement, a fait beaucoup pour ce travail.

Mais le labo TI n'est pas constitué que de radaristes et je tiens à saluer et remercier les autres permanents qui ont peuplé ces trois ans : Isa, Francis, Michel, Elsa, Yann, sans oublier Patricia, notre irremplaçable secrétaire.

Ma thèse a aussi été une occasion formidable de découvrir le monde. Non pas en voyageant mais en discutant avec les autres thésards et post-docs issus des quatre coins du monde ! Nos grandes conversations sur le monde ont parfois dû effrayer nos voisins de table mais elles resteront mémorables. Merci à vous tous donc pour ces moments et plus particulièrement à Ferdaous, Sveta, Carlos, Tony, Antonio, François, Najib, Alex et Jasmine.

Passons maintenant aux amis qui ont suivi mes recherches pas à pas : merci à Manu et ses conversations interférométriques, à Nico et Nelly pour leur semaine de décontraction et de soutien pour la soutenance. Merci également à Helder, Estelle, Vincent, Karine, Manue pour leur soutien dans la dernière ligne droite et à tous ceux qui se sont intéressés à un moment à mon travail.

Je remercie également mes parents pour m'avoir soutenue dans toutes mes années d'études (et il y en a eu beaucoup !!) ainsi que Jean-Pierre et Françoise pour m'avoir encouragée à faire une thèse sur les sentiers du Lubéron .

Et pour finir, un énorme merci à Alex pour m'avoir encouragée pendant toute ma thèse et suivie dans mon après-thèse.

Table des matières

Remerciements	3
Notations	9
Introduction	11
I Milieu urbain et interférométrie SAR : généralités	15
1 Formation des images RSO et InRSO	19
1.1 Principe du radar à synthèse d'ouverture	19
1.1.1 Signal radar	19
1.1.2 Synthèse d'ouverture	22
1.1.3 Caractéristiques des images radar	24
1.2 Principe de l'interférométrie radar	26
1.2.1 Géométrie d'acquisition et calcul de la phase interférométrique	26
1.2.2 De la phase à la hauteur : calculs théoriques	28
1.2.3 Statistiques de la phase interférométrique et de la cohérence	31
2 Cadre de travail et contraintes sur les données	37
2.1 Jeux de données	37
2.1.1 Toulouse	38
2.1.2 Dunkerque	41
2.2 Contraintes et limites	44
2.2.1 Géométrie	44
2.2.2 Résolutions	47
II Etude du signal RSO et InRSO à haute résolution en milieu urbain	51
3 Simulations de réflectivités et comparaisons avec les images	55
3.1 Propagation sur des surfaces	56
3.1.1 Modèle de propagation	57
3.1.2 Simulations : influence des paramètres	64
3.2 Rétrodiffusion d'un dièdre	69
3.2.1 Dièdre parfait	69
3.2.2 Dièdre et rugosité	70
3.2.3 Simulations	77
3.3 Bâtiments : comparaison des simulations avec les images réelles	78

3.3.1	Modèles de bâtiments	78
3.3.2	Simulations de signatures de bâtiments	80
3.3.3	Les limites de l'approche	86
4	Découpage en sous-vues : caractérisation de la stabilité des points	91
4.1	Signal des sous-vues	92
4.1.1	Dans quelle sous-vue répond un objet ?	92
4.1.2	Méthodologie : calcul des sous-vues	94
4.1.3	Analyse des résultats	94
4.2	Caractérisation automatique des pixels à partir des sous-vues	96
4.2.1	Corrélation complexe	96
4.2.2	Information mutuelle entre les sous-vues	99
4.3	Utilisation de la carte des points stables pour améliorer l'interférogramme	104
5	Modélisation statistique	109
5.1	Etat de l'art : modèles statistiques de speckle	110
5.1.1	Modèle gaussien	110
5.1.2	Modèles non-gaussiens	112
5.2	Modèle statistique de Fisher	115
5.2.1	Statistiques de seconde espèce	115
5.2.2	Loi de Fisher et diagramme de Pearson	116
5.2.3	Estimation des log-moments	120
5.2.4	Illustration du modèle sur des données réelles	120
5.3	Validation du modèle statistique	122
5.3.1	Validation de la méthode d'estimation	123
5.3.2	Validation du modèle de Fisher	127
III	De l'interférogramme au MNS : extraction de l'élévation	133
6	Reconstruction 3D du milieu urbain : stratégie d'extraction de l'élévation	137
6.1	Interférométrie et 3D : état de l'art	138
6.1.1	Suivi des subsidences en milieu urbain	138
6.1.2	Extraction de la hauteur en milieu urbain	138
6.2	Stratégie générale	144
6.2.1	Analyse des images en suivant l'approche du cerveau	144
6.2.2	Chaîne générale	145
6.3	Description des algorithmes de la chaîne de reconstruction	146
6.3.1	Les détecteurs	147
6.3.2	Fusion : optimisation conjointe de la classe et de la hauteur	161
6.3.3	Amélioration du MNS et de la classification	169
7	Analyse des résultats	175
7.1	Présentation des résultats pour trois images RAMSES	175
7.1.1	Quartier Bayard	175
7.1.2	Quartier Cheminot	181
7.1.3	Zone industrielle	184
7.1.4	Validation des hauteurs	188
7.2	Critiques de la méthode	188
7.2.1	Limites et avantages de la chaîne	188

7.2.2	Limites des images	190
7.2.3	Limites et potentiels de l'interférométrie en milieu urbain	191
7.2.4	Comparaison avec la radargrammétrie	192
Conclusion		193
A Analyse des artefacts des images Aerosensing		197
A.1	Analyse des images	197
A.1.1	Dans le domaine spatial	197
A.1.2	Dans le domaine fréquentiel	199
A.1.3	Conclusion	199
A.2	Etude du spectre moyen en distance de la phase	200
A.2.1	Méthode	200
A.2.2	Allure du spectre moyen en distance	201
A.2.3	Traitements et résultats	202
A.2.4	Phase et transformée de Fourier	202
A.2.5	Problèmes	203
A.3	Etude du spectre moyen en distance de la SLC	203
A.3.1	Méthode	203
A.3.2	Allure et analyse du spectre	205
A.3.3	Filtrages	205
A.3.4	Etude de l'amplitude	208
A.3.5	En résumé	209
A.4	Hypothèses	210
A.4.1	Problèmes d'étalonnage	210
A.4.2	Chirp synthétique	210
A.5	Conclusions	211
B Pourcentage de sol caché par les ombres de bâtiments		215
C Trajets des ondes électromagnétiques		217
D Champ de Markov et traitement des images		219
D.1	Définition d'un champ de Markov	219
D.1.1	Modélisation de l'image	219
D.1.2	Markov et Gibbs	220
D.1.3	Cas de deux champs	220
D.2	Algorithmes de minimisation	221
D.2.1	Recuit simulé	221
D.2.2	Algorithme des Modes Conditionnels Itérés (ICM)	221
E Compléments sur les algorithmes de la chaîne 3D		223
E.1	Valeurs des paramètres utilisés dans les différents algorithmes	223
E.2	Classification	223
E.2.1	Classification à partir de l'amplitude uniquement	223
E.2.2	Fusion de la classification, de l'interférogramme et de la cohérence	227
E.3	Régularisation de l'interférogramme	230
E.3.1	Simulations et images réelles	230
E.3.2	Décisions	233
E.4	Approximation des bâtiments par une forme polygonale	233

Bibliographie	239
----------------------	------------

Liste des publications	249
-------------------------------	------------

Notations et terminologie

Paramètres des images

Symbole	Signification
α	penne du sol
$\alpha_{3.92dB}$	ouverture angulaire de l'antenne à 3.92dB
φ	phase de la SLC
ϕ	phase interférométrique
δr_a	résolution en azimut (géométrie radar)
δr_d	résolution en distance (géométrie radar)
λ	longueur d'onde
ρ	coefficient de corrélation
σ^0	SER - Section Radar Equivalente
τ	durée d'émission du pulse
θ	angle d'incidence de l'onde
B_{chirp}	bande passante du chirp
c	vitesse de la lumière dans le vide
FR	Far Range (point distal)
H	altitude de vol du capteur (au dessus du sol)
L	taille de l'antenne
NR	Near Range (point proximal)
PRF	Pulse Frequency Repetition
R	distance capteur-cible
r_a	taille du pixel en azimut (géométrie radar)
r_d	taille du pixel en distance (géométrie radar)
v	vitesse du porteur

TAB. 1 : *Notations utilisées dans ce rapport.*

Acronymes

RSO = Radar à Synthèse d'Ouverture

InRSO = Interférométrie RSO

MNS = Modèle Numérique de Surface

MNT = Modèle Numérique de Terrain

MNE = Modèle Numérique d'Élévation = MNS-MNT

Terminologie des lois statistiques

Dans la littérature, une même loi statistique a parfois plusieurs appellations. Ceci est particulièrement vrai pour les lois du **système de Pearson** [Delignon, 1993, Nicolas, 2002a].

Pearson I = lois Beta de première espèce et lois Beta Inverse de première espèce

Pearson III = lois Gamma

Pearson V = lois Gamma Inverse

Pearson VI = lois Beta de seconde espèce = lois de Fisher = loi F

Une loi Gamma en intensité correspond à une *loi Nakagami* (ou Rayleigh-Nakagami) en amplitude. Une loi Gamma Inverse en intensité correspond à une *loi Nakagami Inverse* en amplitude.

Introduction

La ville au centre de nombreuses préoccupations

“Au début du XIX^{ième} siècle, à peine 3% de la population mondiale était urbanisée; dans cinq ans, plus de la moitié de l’humanité le sera. Le phénomène concerne autant le Nord que le Sud, où les villes ont littéralement explosé”, écrivait Ignacio Ramonet en 1996 [Ramonet, 1996]. Comme prédit, l’urbanisation n’a cessé de croître : aujourd’hui, une vingtaine de villes du monde ont une population de plus de dix millions d’habitants alors qu’en 1975, on n’en comptait que cinq¹. Les villes grossissent en raison d’une forte migration souvent dictée par la pauvreté, ce qui leur confère un pouvoir économique et politique prédominant [Sachs-Jeantet, 1994]. Si les villes ont eu une grande influence sur la société dès l’Antiquité, en tant que siège de la culture, de la philosophie, des sciences, du commerce et des décisions politiques, le monde rural constituait un contrepoids important de par son statut de grenier alimentaire et de par sa grande population et ce jusqu’au XX^e siècle. La tendance s’est inversée à partir des révolutions industrielles. L’expansion urbaine a commencé en Grande-Bretagne dès les années 1800 puis la France et l’Allemagne ont rejoint le mouvement vers 1830. Depuis la ville est devenue toute puissante au fil des ans en rassemblant les principales activités économiques des pays. Bangkok, par exemple, fournit à elle seule 80 % du PIB national de la Thaïlande ...

Mais la croissance démesurée des villes s’accompagne de son lot de problèmes : pauvreté, pollution, problèmes sanitaires. Une telle densité de population demande un minimum de contrôle pour garantir la salubrité des villes. Petit à petit, le monde urbain a regroupé toutes les attentions car son expansion est devenue un enjeu politique, stratégique et économique majeur. La maîtrise des villes passe alors par leur parfaite connaissance géographique. Mais comment suivre facilement l’évolution des villes ?

L’observation de la ville

La ville est complexe et diverse (Figure 1) : son architecture varie beaucoup d’une zone géographique à l’autre reflétant ainsi la culture locale. Mais derrière cette diversité se cachent des problématiques communes qui demandent une bonne connaissance géographique des villes.

La cartographie urbaine remonte à l’Antiquité mais c’est au XVI^e siècle qu’elle connaît un véritable essor avec le développement des mathématiques appliquées à la géographie. La mise à jour des cartes était aussi l’occasion de mesurer l’expansion et la modification du tissu urbain. Avec la troisième révolution industrielle et la croissance exponentielle des villes, de nouvelles problématiques sont apparues : suivre au plus près l’urbanisation pour améliorer son architecture, réduire la pollution urbaine, étudier et prévoir l’impact des catastrophes climatiques, etc. Les villes sont également des enjeux commerciaux pour les nouvelles technologies de l’information : une telle densité de population est un marché inespéré et facilite l’installation des équipements !

Le lancement des premiers satellites de télédétection, au milieu du XX^e siècle, a apporté une réponse à la surveillance systématique des villes. Il était enfin possible d’observer du ciel toute la Terre en une durée restreinte ! Large couverture spatiale et temporelle : tout est réuni pour assurer

¹source www.infohealth.org



FIG. 1 : *Quelques villes à travers le monde : San Francisco, USA (a), Saint-Pierre, Martinique, France (b), Alquezar, Sierra Barbastro, Espagne (c), avenue d'Italie, Paris, France (d).*

le succès de la télédétection ! D'abord dédiés à la météorologie, les satellites se sont rapidement diversifiés et l'une de leurs applications est l'observation des zones urbaines. L'amélioration progressive des résolutions, la diversification des canaux ont permis un suivi spatial des villes : la cartographie pourrait être partiellement automatisée.

Mais la cartographie 2D a ses limites et les missions terrains pour mesurer le 3D sont coûteuses et minutieuses. Pourtant le MNS² urbain est utile à diverses applications : le suivi et la planification de l'urbanisme, la protection de l'environnement, l'optimisation de l'implantation des relais GSM, la connaissance des bâtiments stratégiques, etc. Les modèles 3D sont donc convoités par les architectes, les militaires, les écologistes, etc.

L'idée a été d'appliquer les méthodes de stéréoscopie photographique, connues depuis les années 1900, aux images de télédétection : les recherches ont abouti dans les années 1985 après le lancement du satellite Spot 1 avec des résultats prometteurs. Le lancement du satellite Spot 5 en 2002 a renforcé cette tendance avec son mode stéréoscopique. La prédominance de l'imagerie optique dans ce domaine n'exclut pas pour autant d'autres techniques. Par exemple, le LIDAR (laser aéroporté), utilisé depuis les années 1995 en milieu urbain, apporte de très bonnes précisions altimétriques. Mais cela reste marginal de par le coût de la campagne d'acquisition et la nécessité de programmer un vol.

L'imagerie radar séduit de plus en plus car les capteurs radar peuvent aussi être embarqués à bord de satellites. Ils permettent d'acquérir des images quelle que soit l'heure et quelle que soit la couverture nuageuse en raison du caractère actif et des longueurs d'onde du capteur. L'interférométrie, différence des phases de deux images radar, a été proposée en 1974 : c'est une méthode de calcul de MNS à partir d'images radar qui permet d'obtenir des résultats très précis. Le vol SRTM de la navette spatiale en février 2000³ est un des exemples majeurs de calcul systématique de MNT sur toute la surface du globe.

Le choix de l'interférométrie radar

La résolution des images radar avait du retard par rapport à celle des images optiques, du moins dans le domaine civil. Mais il existe maintenant des capteurs aéroportés tels RAMSES (ONERA), E-SAR (DLR), DO-SAR (FGAN), AirSAR (JPL) ou AeS-1 (Intermap Technologies) qui font des acquisitions métriques voire sub-métriques de couples RSO interférométriques. En 2005, les satellites radar COSMOSKYMED seront lancés, marquant l'arrivée de la haute résolution en radar dans l'espace civil. Il seront suivis par SAR-Lupe.

²MNS=Modèle Numérique de Surface

³<http://www2.jpl.nasa.gov/srtm/>

L'interférométrie peut alors être appliquée au milieu urbain. Ce n'est cependant pas la seule façon d'obtenir l'élévation avec l'imagerie radar : la radargrammétrie [Leberl, 1990], calque de la stéréoscopie optique au monde radar, et la radarclinométrie [Paquerault, 1998] sont deux autres méthodes. La première a été testée sur des bâtiments industriels avec succès [Simonetto, 2002]. Mais l'étape d'appariement entre les deux images du couple radargrammétrique reste extrêmement délicate et limite la qualité des résultats. Au contraire, l'interférométrie permet d'avoir une information de hauteur en tout point car le recalage n'est pas aussi compliqué. En effet les deux images sont acquises quasiment dans la même géométrie et elles se ressemblent donc beaucoup. En théorie, la précision altimétrique de l'interférométrie est grande. Elle est cependant limitée par le rapport signal à bruit du signal RSO et la précision sur la connaissance des paramètres des capteurs. En aéroporté, la correction des mouvements de l'avion est délicate et peut entraîner des erreurs sur l'estimation des paramètres, ce qui limite alors la précision du MNS final. Jusqu'à présent ces images ont été peu étudiées et les publications sur le sujet ne sont pas très nombreuses. L'utilisation des interférogrammes en milieu urbain reste un problème ouvert qu'il est nécessaire d'étudier. En effet, s'il est possible d'avoir des produits de qualité sur la ville, cela offre une nouvelle solution très souple pour obtenir des MNS, surtout avec les nouveaux satellites à haute résolution. Cela soulève un grand nombre de questions car, pour l'instant, les images radar ont surtout été utilisées sur des milieux naturels à basse résolution. Le passage à la haute résolution et au milieu urbain ne se fait pas simplement. L'apparence des images est très différente : il y a de fortes densités de points brillants, les mécanismes fins de rétrodiffusion (tels que les réflexions multiples) ne peuvent plus être ignorés. Le changement d'échelle et de milieu remet en cause les méthodes développées sur les images à basse résolution et la nécessité de développer des approches dédiées à ces nouvelles images est alors évidente.

La problématique

Cette thèse est dédiée à l'extraction du 3D à partir des images RSO interférométriques à haute résolution et ceci uniquement en milieu urbain. L'objectif majeur est de quantifier et qualifier le potentiel de l'interférométrie pour la génération de MNS urbains. Nous n'utiliserons qu'un seul couple radar interférométrique afin de cerner complètement les limites de l'interférométrie. C'est une contrainte forte qui laissera présager une nette amélioration des résultats dans un cadre opérationnel où plusieurs couples seraient disponibles.

Les jeux de données à haute résolution en milieu urbain sont, jusqu'à présent, des images aéroportées et la base est toujours très petite pour des raisons matérielles. L'altitude d'ambiguïté est alors suffisamment grande pour garantir l'absence de franges topographiques (évidemment ceci n'est pas vrai si la ville est construite à flanc de montagne). Il n'y a donc pas à dérouler la phase interférométrique. Cela ne signifie pas pour autant que l'inversion de l'interférogramme donne un MNS exploitable, c'est-à-dire où les bâtiments et le niveau du sol sont correctement reconstruits. En effet, en raison de la complexité de la scène, des hétérogénéités des surfaces et de la géométrie radar, le signal RSO est difficile à interpréter et il est nécessaire de proposer un ensemble de traitements de plus haut niveau.

Plusieurs approches ont été proposées. Elles se regroupent en quatre grandes familles, qui sont fondées uniquement sur des méthodes de traitement des images : le "shape from shadow" [Bolter et Pinz, 1998], la recherche de plans dans le nuage de points 3D obtenus à partir de l'interférogramme [Gamba et Houshmand, 1999], la géométrie stochastique [Quartulli et Dactu, 2001] et la reconstruction 3D à partir de zones pré-segmentées [Soergel et al., 2003a, Petit, 2004]. Ces méthodes sont détaillées dans le Paragraphe 6.1. Nous avons choisi de nous inspirer de la dernière méthode car c'est celle qui contient le moins de contraintes sur la forme des bâtiments et elle peut être appliquée sur un seul couple interférométrique. Mais l'élaboration d'une chaîne de reconstruction implique une parfaite connaissance du contenu du signal RSO du point de vue de sa formation physiques, des propriétés du

traitement du signal et des propriétés des images.

Réponses proposées et organisation du rapport

Le travail de cette thèse se divise alors en deux axes : la compréhension du signal RSO à haute résolution en milieu urbain et la construction d'une chaîne de reconstruction. Cette dernière est fondée sur les conclusions de la première étude. Elles nécessitent évidemment de définir au préalable les principes généraux de l'imagerie radar et de l'interférométrie (Chapitre 1) ce qui permet d'en déduire quelques limites théoriques de l'interférométrie en milieu urbain (Chapitre 2).

La Partie II propose trois niveaux d'études du signal RSO : électromagnétique, spectral et statistique. Le premier (Chapitre 3) a pour but de comprendre les phénomènes physiques au sein de la cellule de résolution. Pour cela, nous reprenons un modèle électromagnétique dédié aux bâtiments [Franceschetti et al., 2002] et nous simulons plusieurs réponses de bâtiments génériques. La comparaison de ces simulations avec les données réelles et la vérité terrain permet de mettre en avant quelques mécanismes fondamentaux dans la réponse des bâtiments (coin réflecteur, toit incliné, ombre). Cette étude est prolongée par une étude spectrale : le découpage en sous-vues (Chapitre 4). Ceci permet de suivre l'évolution de la réponse des objets en fonction de l'orientation du capteur et d'en déduire des propriétés sur l'orientation et le type de surface. Enfin ces deux approches sont complétées par une étude statistique (Chapitre 5). A haute résolution et en milieu urbain, les statistiques classiques sont en défaut. Nous utilisons un autre modèle et nous prouvons sa validité sur ce type d'images. A l'issue de cette partie, nous disposons de plusieurs outils pour décrire les images RSO et les réponses du bâtiment.

La Partie III développe les algorithmes de la chaîne de reconstruction après avoir détaillé l'état de l'art (Chapitre 6). La chaîne est validée, au Chapitre 7, sur les images réelles : trois quartiers ont été sélectionnés pour leur grande diversité architecturale. Les résultats sont critiqués afin de mettre en avant les limites de l'interférométrie et de la chaîne ainsi que leurs avantages.

Première partie

Milieu urbain et interférométrie SAR : généralités

L'interprétation des images radar n'est pas aussi intuitive que celle des images optiques car le radar est actif, c'est-à-dire qu'il émet une onde électromagnétique cohérente et qu'il mesure l'onde rétrodiffusée par la scène. Cette dernière apparaît déformée à cause de la visée oblique. De plus, le contenu de l'image dépend des propriétés électromagnétiques des objets et de leur rugosité, alors que notre œil appréhende ces mêmes objets en termes de textures et de couleurs. Il est donc nécessaire de bien comprendre la formation des images radar pour pouvoir les exploiter au mieux.

Ces images sont des images complexes (amplitude et phase). Cependant la phase d'une seule image est rarement utilisée seule car, dans le cas d'un chatolement pleinement développé [Goodman, 1975], elle est identiquement distribuée sur l'intervalle $[0, 2\pi]$. Ce bruit est purement déterministe : il ne dépend que de la géométrie et des propriétés électromagnétiques de la scène observée. Mais la phase contient également une information de distance relatant le trajet parcouru par l'onde, conformément à la théorie de la propagation électromagnétique [Tsang et al., 1985]. Ainsi la différence de phase entre deux images d'une même scène, acquises dans des conditions géométriques proches, ne contient théoriquement plus que l'information géométrique ; elle peut alors être inversée pour calculer la hauteur du point observé. C'est le principe même de l'interférométrie RSO que Graham proposa pour la première fois en 1974 [Graham, 1974]. Elle a été validée sur les données SEASAT et SIR-B par les équipes du JPL (Jet Propulsion Laboratory) aux Etats-Unis et du Polimi (Institut Politecnico di Milano) en Italie. Avec les images du tandem ERS1&2, l'équipe du CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) en France a développé l'interférométrie différentielle [Massonnet et al., 1993] qui repose sur la différence d'interférogrammes pour suivre les mouvements de terrain. Au cours des années, l'interférométrie a fait ses preuves à la fois pour l'obtention de MNT et pour le calcul de cartes de déformation des sols. Mais elle a surtout été appliquée à basse résolution et en milieu naturel.

L'amélioration de la résolution des images RSO permet maintenant de travailler en milieu urbain et l'interférométrie apparaît alors comme un outil puissant pour reconstruire le profil tridimensionnel des villes. Qu'en est-il vraiment ? Des équipes ont prouvé les potentialités de l'interférométrie dans ce milieu (Chapitre 6). Néanmoins l'interférométrie, surtout à haute résolution et en milieu urbain, a des limites qu'il est important de cerner avant de se lancer dans des chaînes complexes de reconstruction.

Cette partie est dédiée aux généralités sur le radar, en prenant en compte les spécificités du milieu urbain. Les théories de l'imagerie RSO et l'interférométrie sont expliquées au Chapitre 1. Les limites de ces images et les contraintes sur les paramètres qui en découlent, sont exposées au Chapitre 2 après une présentation des images RSO dont nous disposons.

Chapitre 1

Formation des images RSO et InRSO

La formation des images RSO relève à la fois de la physique (propagation électromagnétique) et du traitement du signal (synthèse d'ouverture). Il en découle des images complexes bien résolues. Dans ce chapitre, nous détaillerons la méthode de synthèse d'ouverture afin de comprendre l'information contenue dans les images. Par contre, la propagation électromagnétique n'est pas abordée dans ce chapitre mais le sera au Chapitre 3.

Les signaux radar sont des signaux complexes dont la phase contient une information géométrique qui est exploitée par l'interférométrie radar. La deuxième partie du chapitre s'attache à décrire l'interférométrie radar.

1.1 Principe du radar à synthèse d'ouverture

1.1.1 Signal radar

Le signal radar non synthétisé est une mesure d'onde électromagnétique qui est fonction des propriétés de la scène et de l'onde. Les choix des paramètres du capteur (taille de l'antenne et durée d'impulsion) influent sur la résolution du signal RSO.

1.1.1.1 Rétrodiffusion et rugosité

Le radar, capteur actif, émet des ondes électromagnétiques polarisées et mesure l'onde rétrodiffusée dans la direction incidente et dans une polarisation donnée. La réponse en amplitude et en phase dépend de l'onde émise et de la surface équivalente radar σ (SER) qui est associée à chaque pixel. La SER est la surface de l'antenne de gain unité qui rayonnerait comme la cible [Maître, 2001, page 49] et elle est fonction de la longueur d'onde λ , de la permittivité ϵ et de l'angle d'incidence θ . L'équation radar [Curlander et McDonough, 1991] permet de la déduire des paramètres de l'antenne et de la puissance de l'onde reçue :

$$\sigma = \frac{(4\pi)^3 R^4 a P_r}{G^2 \lambda^2 P_e} \quad (1.1)$$

avec P_r la puissance reçue, P_e la puissance émise, G le gain de l'antenne, R la distance cible-antenne et a les pertes atmosphériques.

La puissance reçue sera plus ou moins grande selon la rugosité de la surface. Pour une surface horizontale et une visée latérale, il ne peut y avoir de signal rétrodiffusé que si la surface est rugueuse. En effet, une surface lisse réfléchit les ondes uniquement dans la direction spéculaire. Par exemple, un plan d'eau sans vague aura une amplitude quasi-nulle dans les images. Plus une surface plane sera rugueuse, plus la proportion d'onde rétrodiffusée augmente.

Le critère de Rayleigh [Maître, 2001] permet de déterminer si une surface doit être considérée comme

rugueuse ou non au regard de la longueur d'onde λ de l'onde émise. Ce critère prend en compte l'écart-type des hauteurs de la surface σ_h et l'angle d'incidence θ :

$$\text{une surface est rugueuse si } \sigma_h \gg \frac{\lambda}{8 \cos \theta}.$$

Dans le cas du capteur Aerosensing dont nous exploiterons les images dans la suite, le critère de Rayleigh implique qu'une surface sera considérée comme rugueuse si $\sigma_h \gg 7.7\text{mm}$ car :

$$\lambda = 3.1\text{cm}, 50.4^\circ < \theta < 60.0^\circ \Rightarrow 6.1\text{mm} \leq \frac{\lambda}{8 \cos \theta} \leq 7.7\text{mm} \quad (1.2)$$

Dans la ville, le béton et le bitume seront donc des surfaces plutôt lisses en bande X, par contre le crêpi et l'herbe seront rugueux. Le rendu des textures dépend donc du choix de la longueur d'onde d'émission.

1.1.1.2 Longueurs d'onde

L'application visée est déterminante pour le choix de la bande d'émission [Xia et Henderson, 1997]. Les bandes de fréquences couramment utilisées en radar sont présentées au Tableau 1.1. Une grande longueur d'onde permet de pénétrer dans la canopée mais une petite longueur d'onde est plus sensible à la rugosité. Pour ces raisons, la plupart des radars émettent dans les bandes intermédiaires (L, C et X). La bande X est préférée pour les applications militaires et le milieu urbain. Les jeux de données dont nous disposons sont d'ailleurs tous les deux en bande X (Paragraphe 2.1).

Bande	Fréquence (GHz)	Longueur d'onde (cm)
P	0.225–0.390	133–76.9
L	0.39–1.55	76.9–19.3
S	1.55–4.20	19.3–7.1
C	4.20–5.75	7.1–5.2
X	5.75–10.90	5.2–2.7
K _u	10.90–22.0	2.7–1.36
K _a	22.0–36.0	1.36–0.83

TAB. 1.1 : Bandes de fréquences utilisées, longueurs d'onde et dénominations correspondantes.

Le contenu du signal reçu est donc lié aux propriétés électromagnétiques de la surface et à la longueur d'onde du signal émis. La résolution dépend, elle, de l'antenne et de la largeur de bande passante.

1.1.1.3 Résolution d'une image radar

Formation de l'image

Le capteur, à bord d'un avion ou d'un satellite, émet une onde et enregistre l'onde rétrodiffusée à partir de l'instant t_0 pendant une durée ΔT . L'ensemble de ces mesures forme une ligne de l'image : elle correspond à une zone au sol dont la distance au capteur est comprise entre $NR = ct_0$ et $FR = c(t_0 + \Delta T)$ (Figure 1.1(a)). Les dénominations NR (*Near Range*) et FR (*Far Range*) désignent alors le premier point imagé et le dernier point imagé sur une ligne.

Le porteur avance ensuite d'une distance $\frac{v}{PRF}$. La *PRF* (*Pulse Repetition Frequency*) est la fréquence d'émission des impulsions. Le porteur émet une nouvelle onde et acquiert donc la ligne suivante (Figure 1.1(b)). Le déplacement du porteur assure le balayage de la scène en azimut.

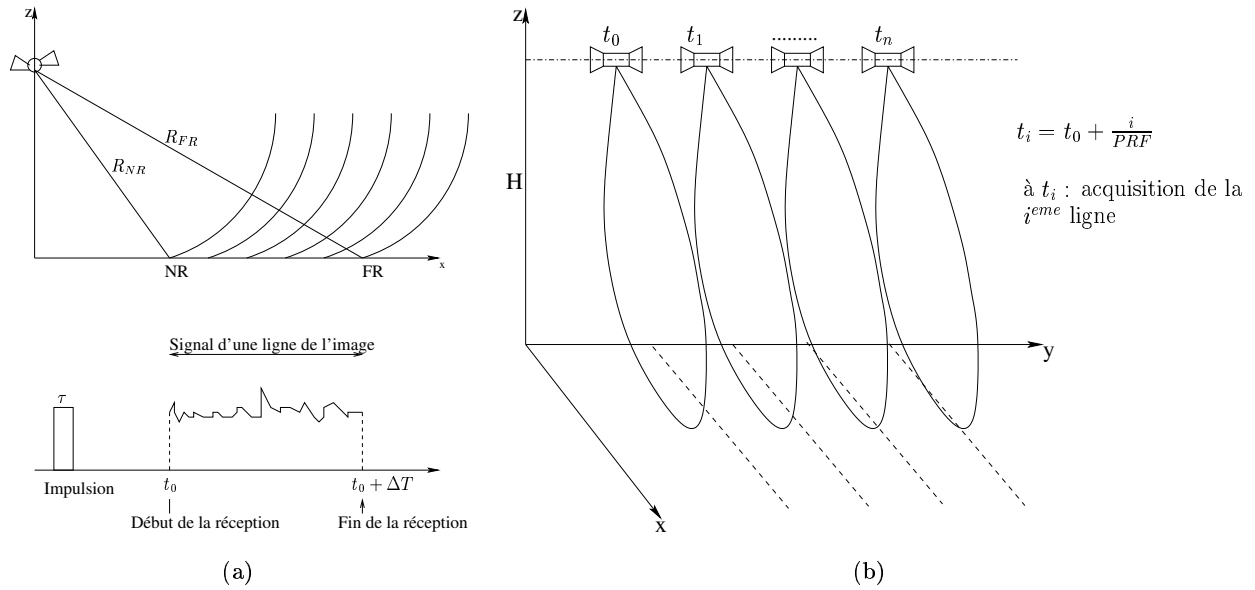


FIG. 1.1 : Formation des images en ligne (a) et en colonne (b).

Résolution en distance

En distance, la résolution dépend uniquement de la durée d'impulsion de l'onde. Pour distinguer deux points au sol, il faut que le train d'onde soit inférieur à la distance radiale entre les deux points. La résolution δr_d est donc fonction de la durée d'impulsion τ et de la vitesse c de la lumière dans le vide :

$$\delta r_d = \frac{c\tau}{2} \quad (1.3)$$

Résolution en azimut

En azimut, la résolution est déterminée par l'ouverture du diagramme d'antenne. Conventionnellement, elle est calculée pour une atténuation à -3dB , voire à -3.92 dB pour avoir un coefficient multiplicateur entier. Nous présentons ici les résultats à -3.92 dB , qui sont d'ailleurs souvent nommés comme étant ceux à -3dB en radar.

La résolution δr_a est proportionnelle à l'angle d'ouverture $\alpha_{3.92\text{dB}}$ à -3.92 dB , ou à la taille L de l'antenne, et à la distance R au capteur :

$$\delta r_a = \alpha_{3.92\text{dB}} R \approx \frac{\lambda}{L} R \quad (1.4)$$

En résumé, une bonne résolution en azimut et en distance est obtenue pour une durée d'émission très brève et pour une grande antenne.

Applications numériques :

Pour une résolution, en distance et en azimut, de un mètre, en bande X ($\lambda = 3.1\text{cm}$) et en aéroporté ($R = 5000\text{m}$), il faut :

$$\tau = 3\text{ns} \text{ et } L = 155\text{m}.$$

Une telle antenne ne peut évidemment pas être embarquée à bord d'un avion ou d'un satellite. La synthèse d'ouverture exploite le contenu du signal dû au déplacement de l'avion en azimut pour améliorer la résolution azimutale. Parallèlement, en distance, une autre forme d'impulsion est émise pour compléter la synthèse azimutale.

1.1.2 Synthèse d'ouverture

Ce paragraphe s'appuie sur différents ouvrages : [Maître, 2001, CNES, 2000, Curlander et McDonough, 1991].

1.1.2.1 Traitement en distance

Cette fois-ci, le signal émis est modulé linéairement en fréquence autour d'une fréquence centrale f_0 . Un tel signal s'appelle un *chirp* en référence aux cris des chauves-souris. Pour une impulsion de durée τ , il s'écrit :

$$e(t) = A_0 e^{j2\pi t(f_0 + \frac{K}{2}t)}, \forall t \in [-\frac{\tau}{2}, \frac{\tau}{2}] \quad (1.5)$$

K est le taux de modulation et pour un signal de bande passante B_{chirp} , il est égal à :

$$K = \frac{B_{chirp}}{\tau} \quad (1.6)$$

Le signal reçu doit ensuite être démodulé pour retrouver la réponse de la cible. Pour cela, un filtrage adapté est appliqué dont la réponse impulsionnelle est :

$$h(t) = e^*(-t) \quad (1.7)$$

Le signal détecté d'une cible ponctuelle située à une distance $c \times t_c$ du capteur est, en première approximation, égal à :

$$s_{t_c}(t) \approx e^{j2\pi f_0(t-t_c)} \tau \text{sinc}(\pi K \tau(t-t_c)) \quad (1.8)$$

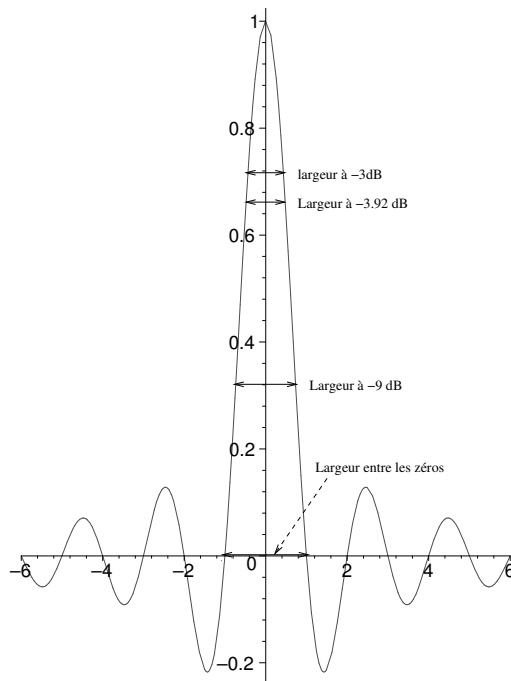


FIG. 1.2 : Sinus cardinal et largeurs à -3dB, -3.92dB et -9dB.

La résolution peut être définie par rapport à plusieurs références, toutes faisant appel à la largeur du lobe principal du sinus cardinal de l'Equation 1.8. Là encore, le cas à -3.92 dB donne un coefficient

entier contrairement au cas à 3 dB. La largeur du sinus cardinal à -3.92dB est, avec l'équation 1.6 (Figure 1.2) :

$$\delta t = \frac{1}{K\tau} = \frac{1}{B_{chirp}} \quad (1.9)$$

Ainsi, la résolution en distance du signal démodulé est :

$$\delta r_d = \frac{c\delta t}{2} = \frac{c}{2B_{chirp}} \quad (1.10)$$

Contrairement à l'Equation 1.3, la résolution dépend uniquement de la bande passante du chirp et non plus de la durée de l'impulsion. La résolution sera d'autant meilleure que la bande passante B_{chirp} sera grande. Pour avoir une résolution d'un mètre il faut alors émettre un signal de 150 MHz ce qui est fait en aéroporté [Schwäbisch et Moreira, 1999] et bientôt en satellitaire (CosmoSkymed par exemple).

Notons que pour respecter le théorème de Shannon, le signal doit être échantillonné avec une fréquence supérieure à B_{chirp} . Cette contrainte se traduit au niveau de la taille radiale Δr_d des pixels par : $\Delta r_d \geq \delta r_d$.

1.1.2.2 Traitement en azimuth

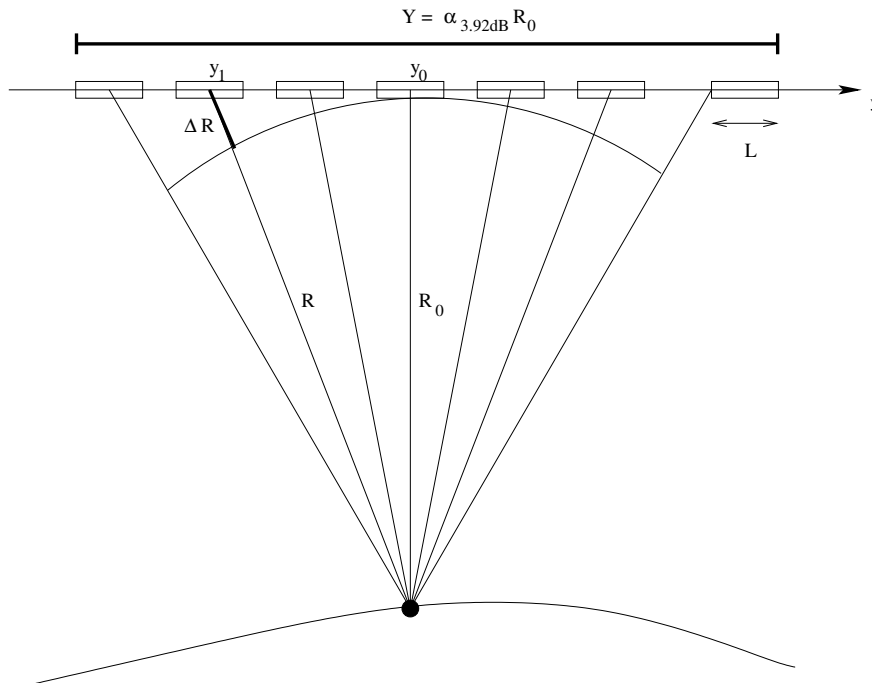


FIG. 1.3 : Illustration du principe de la synthèse d'ouverture en azimuth. Un point au sol est illuminé plusieurs fois pour des positions différentes de l'antenne. A chaque fois, le trajet entre le point et l'antenne varie.

En azimuth, la démarche est similaire mais cette fois c'est le déplacement du porteur qui entraîne directement une modulation fréquentielle du signal assimilable à un effet Doppler.

En effet, le porteur illumine un même point plusieurs fois (sous réserve d'une PRF convenablement choisie) car le lobe d'antenne est large. La phase du signal reçu en un point donné varie en fonction de la distance au capteur R . Si on note ΔR la différence de marche entre l'onde reçue à la position

centrale y_0 (“Doppler zéro” ou “Doppler centroïde”) et l’onde reçue à la position y_1 (Figure 1.3), la phase est :

$$\varphi = -\frac{2\pi}{\lambda}\Delta R \approx -\frac{2\pi}{\lambda}\frac{(y_1 - y_0)^2}{R_0} \quad (1.11)$$

y est fonction de la vitesse de déplacement du capteur : $y = vt$. La fréquence instantanée au point y_1 est alors une *fonction linéaire du temps* dépendant de la vitesse du capteur, similairement à l’Equation 1.5 :

$$f_i = -\frac{1}{2\pi}\frac{d\varphi}{dt} = \frac{2v^2}{\lambda R_0}t, t \in \left[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2}\right] \quad (1.12)$$

Le déplacement du porteur recrée un “chirp” ce qui nous ramène au cas de la compression en distance (Paragraphe 1.1.2.1).

Avec l’Equation 1.4 et le choix de la résolution pour une largeur du lobe d’antenne à -3.92dB, la bande passante de la fréquence instantanée est égale à :

$$B_{dop} = \frac{2v^2T}{\lambda R_0} \text{ avec } T = \frac{Y}{v} \approx \frac{R_0}{v}\alpha_{3.92dB} = \frac{R_0}{v}\frac{\lambda}{L} \quad (1.13)$$

d’où :

$$B_{dop} = 2\frac{v}{L} \quad (1.14)$$

et de façon similaire à l’Equation 1.10, la résolution en azimuth est alors égale à :

$$\delta r_a = \frac{v}{B_{dop}} = \frac{L}{2} \quad (1.15)$$

Pour respecter le théorème d’échantillonnage de Shannon, la PRF doit être choisie telle que : $PRF \geq B_{dop}$. Cette contrainte se traduit au niveau de la taille azimuthale Δr_a du pixel par : $\Delta r_a \geq \delta r_a$.

La synthèse en azimuth est généralement faite par rapport au point de “Doppler zéro”. Deux problèmes majeurs interviennent lors de la synthèse en satellitaire :

- la migration :
dans les données brutes, la cible se trouve sur une courbe (changement de pixel) et non sur une droite. Ces décalages en distance, créant parfois des changements de case distance pour les hautes résolutions, doivent être corrigés avant de synthétiser ;
- le dépointage :
si l’antenne ne pointe pas parfaitement à la perpendiculaire de la trajectoire du capteur, le point central de référence n’est plus à Doppler nul. Le décalage est estimé avant la synthèse sous peine de créer des cibles fantômes.

Dans le cas aéroporté, la synthèse est plus compliquée car le Doppler n’est pas constant en raison des variations de la trajectoire de l’avion. Sur une grande zone, le Doppler peut donc varier légèrement entre les lignes du début et de la fin de la zone. Par la suite, nous travaillerons sur des zones relativement petites ce qui nous permet de nous affranchir (partiellement) des problèmes de trajectographie. De plus, ne disposant pas des données brutes, nous ne remettrons pas en cause la synthèse ni ne détaillerons plus les travaux sur ce sujet dans la suite de ce rapport.

1.1.3 Caractéristiques des images radar

La première caractéristique des images radar est son appartenance au domaine complexe. Nous présentons ici deux autres propriétés des images non moins déroutantes par rapport à l’imagerie optique : la vision en distance et le chatoiement qui est le bruit multiplicatif caractéristique des éclaircissements en lumière cohérente.

1.1.3.1 Vision en distance

Comme nous l'avons vu au Paragraphe 1.1.1.3, le capteur a une vision latérale ce qui assure que le front d'onde a une seule intersection avec le sol, contrairement à la visée au Nadir. De plus, c'est une mesure en distance : la scène est projetée orthogonalement sur l'axe de propagation.

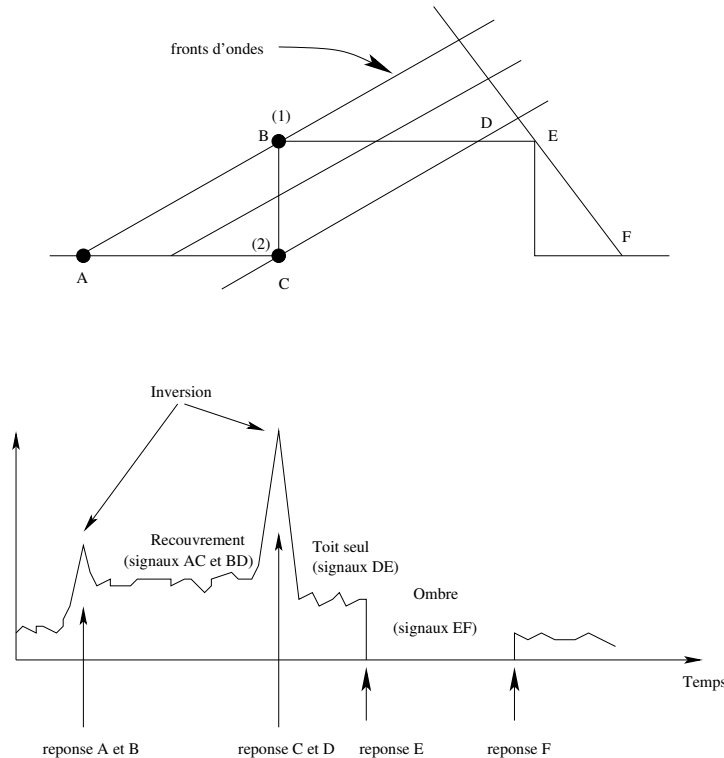


FIG. 1.4 : Géométrie des images SAR : illustration des déformations de la scène dans les images.

Il en découle quatre types de déformations géométriques (Figure 1.4) :

- la contraction (*forshortening*) : rétrécissement des pentes orientées vers le capteur et étirement des pentes orientées en sens opposé,
- le recouvrement (*layover*) : si la pente est supérieure à l'angle d'incidence ($\alpha > \theta$), les signaux de la pente et du sol sont mélangés ; dans le cas des bâtiments, le toit, le mur et le sol répondent en même temps,
- l'inversion : en cas de trop forte pente ($\alpha > \theta$), le sommet de l'objet répond avant le sol qui est devant l'objet,
- l'ombrage (*shadow*) : l'onde n'éclaire pas une partie de la scène si la pente est élevée (masquage) ; la taille de l'ombre est fonction de la hauteur de l'objet.

Dans les zones d'ombres, les signaux du sol sont perdus. Dans les zones de recouvrement, plusieurs sources de signaux sont mélangées rendant difficile l'exploitation de ces zones.

1.1.3.2 Chatoiement

Le signal d'une cellule de résolution est la somme cohérente des réponses des diffuseurs élémentaires. Cette addition cohérente implique un bruit multiplicatif (chatoiement ou *speckle* en anglais)

qui se traduit par un aspect “poivre et sel” pour les zones physiquement homogènes.

Ce bruit étant gênant pour la plupart des traitements des images (segmentation, détection de contours...), de nombreux auteurs ont proposé des modèles statistiques du chatoiement pour s’en affranchir. Le plus simple, en respectant la physique dans le cas d’un pixel large, est celui du *chatoiement pleinement développé* proposé par Goodman [Goodman, 1975] et détaillé, entre autres, dans [Laur, 1989, Bruniquel, 1996]. Il modélise les phénomènes physiques et s’adapte parfaitement au cas des images de scènes naturelles à basse résolution. Malheureusement, il n’est pas adapté à certaines situations (haute résolution, milieux hétérogènes). Une étude détaillée des statistiques des images est faite au Chapitre 5 .

1.2 Principe de l’interférométrie radar

La phase d’une image radar contient une information géométrique qui n’est pas exploitable directement. L’interférométrie propose de coupler deux images de la même zone avec des angles d’incidence légèrement différents, pour extraire la géométrie 3D. Les deux images peuvent être acquises simultanément (cas d’une plateforme contenant deux capteurs avec un seul émetteur), ce qui est appelé mono-statique ou mono-passe, ou à deux dates différentes (cas d’une plateforme survolant la scène à deux dates distinctes ou d’une plateforme avec deux émetteurs) ce qui est appelé bi-statique ou multi-passe. Dans cette section, la théorie de l’interférométrie et les formules clefs sont exposées.

1.2.1 Géométrie d’acquisition et calcul de la phase interférométrique

Les notations utilisées dans la suite sont introduites, pour la majorité, à la Figure 1.5. Pour plus de détails sur les calculs, le lecteur pourra se reporter à [Maître, 2001, Trouvé, 1996, Rosen et al., 2000].

1.2.1.1 Information de phase

La phase ϕ_{pixel} d’un pixel est la somme de deux termes, la phase propre φ_{propre} due à la sommation cohérente de toutes les réponses élémentaires et la phase géométrique φ_{dist} due au trajet de propagation :

$$\varphi_{pixel} = \varphi_{propre} + \varphi_{dist} \quad (1.16)$$

φ_{dist} est égale à $\frac{4\pi}{\lambda}R$.

La phase propre, en un pixel, est déterministe, c’est-à-dire que si on se place dans les mêmes conditions géométriques (sous l’hypothèse que la nature du sol est inchangée), cette phase sera identique. Pour faire un interférogramme, on prend donc deux images de conditions quasi-identiques. Mais l’angle d’incidence de ces dernières est tout de même légèrement différent pour avoir une différence de phase géométrique non nulle. L’expression de la phase interférométrique ϕ est alors égale à la différence des deux phases propres φ_{pixel_1} , φ_{pixel_2} :

$$\phi = \Delta\varphi = \varphi_{pixel_1} - \varphi_{pixel_2} = \frac{2p\pi}{\lambda}(R_2 - R_1) \quad (1.17)$$

p est égal à 1 dans le cas mono-statique et à 2 dans le cas bi-statique.

La phase interférométrique peut donc être obtenue en calculant la phase du produit hermitien des deux signaux radar complexes. Pour réduire le bruit et avoir un critère de qualité de ϕ , la cohérence ρ , le produit hermitien est moyenné sur une fenêtre de taille L . C’est la méthode du multi-vues complexe [Rosen et al., 2000] :

$$\rho e^{j\phi} = \frac{\sum_{i=1}^L s_{1_i} s_{2_i}^*}{\sqrt{\sum_{i=1}^L |s_{1_i}|^2 \sum_{i=1}^L |s_{2_i}|^2}}; \rho \in [0, 1] \quad (1.18)$$

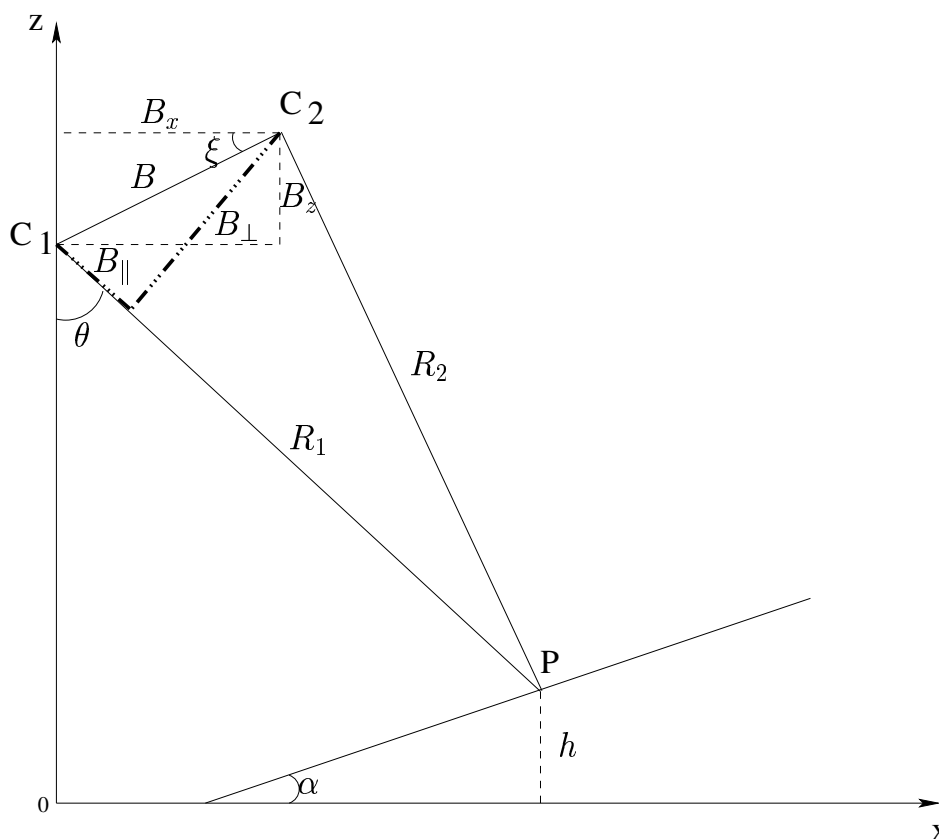


FIG. 1.5 : Configuration géométrique de l'interférométrie et notations associées. Les deux capteurs sont situés en C_1 et C_2 . Le point observé est P .

Une cohérence faible peut avoir plusieurs causes : un changement d'angle d'incidence trop important, un changement dans la nature du sol (eau, végétation, diffusion volumique...) dans le cas multi-passe. En mono-passe, qui est généralement utilisé en aéroporté, la cohérence est élevée sauf dans les zones de très faible rétrodiffusion où le bruit thermique domine (les ombres par exemple). Le lecteur trouvera dans [Rodriguez et Martin, 1992] une discussion théorique sur la formation du signal interférométrique et le terme de bruit de la cohérence.

La phase interférométrique est connue à un multiple de λ près. Des franges sont donc observables ; elles sont de plusieurs natures : orbitales (éloignement par rapport au capteur en distance) et topographiques (relief) comme expliqué au Paragraphe 1.2.2. Les premières s'enlèvent relativement facilement en considérant la géométrie de l'image mais cela nécessite, tout de même, de connaître avec une grande précision les paramètres d'acquisition du capteur (H , θ et NR).

1.2.1.2 Chaîne interférométrique

Plusieurs étapes sont nécessaires à la formation d'un interférogramme :

1. recalage local :

Le but est de mettre dans les mêmes conditions les réflecteurs impliqués dans l'image maître et dans l'image esclave. C'est une transformation géométrique. Diverses méthodes sont possibles : corrélation, maximisation spectrale, observation des franges ;

2. recalage global :

Un recalage subpixelaire en tous points de la scène est nécessaire : une transformation globale

doit être trouvée (par exemple, en étendant les recalages locaux). Diverses méthodes [Trouvé, 1996] sont utilisables : technique de corrélation (déplacement de la fenêtre de corrélation puis interpolation de la corrélation au voisinage du maximum pour le recalage), utilisation des fréquences locales, calcul des valeurs des paramètres d'une fonction de coût globale,

3. construction de l'interférogramme et de l'image de cohérence :

Pour retrouver le terme de différence de phase, la cohérence complexe du pixel (x,y) est calculée entre les deux images selon l'Equation 1.18.

Dans le cas aéroporté, en supposant une correction parfaite de la trajectoire, la géométrie des deux capteurs est simple et l'étape de recalage peut être considérablement simplifiée en prenant en compte cette géométrie. En effet, on peut prédire le décalage par simple relation géométrique puis faire une corrélation locale pour chaque pixel afin d'affiner le calcul. Pour traiter les jeux de données dont nous disposons, nous avons créé les chaînes interférométriques correspondantes sur ce modèle. Cependant la trajectoire n'est pas parfaitement corrigée ce qui entraîne des incertitudes sur les paramètres du capteur. Nous ne possédons pas assez d'informations avec nos données pour les corriger.

1.2.1.3 Déroulement de la phase

Le développement de franges consiste à lever l'ambiguïté du modulo 2π de ϕ ce qui est l'une des problématiques primordiales en interférométrie. Dans [Rosen et al., 2000], le lecteur trouvera un état de l'art très détaillé des méthodes de déroulement que nous résumons ici.

Les travaux de Goldstein [Goldstein et al., 1988] ont mis en évidence la présence de résidus dans l'image. Les résidus sont des points où la phase interférométrique ne peut pas être déroulée linéairement par voisinage. Sa solution est alors de déterminer tous les résidus et de délimiter des zones dans lesquelles la phase se déroule par propagation.

De là, deux grandes catégories de méthodes ont été développées :

- déroulement par propagation (méthodes régionales) [Goldstein et al., 1988]
- déroulement par moindres carrés (méthodes globales) [Ghiglia et Romero, 1989]

Une méthode équivalente des moindres carrés est celle de Fornaro et al. [Fornaro et al., 1996]. Il existe également des méthodes hybrides [Zebker et Lu, 1998, Bamler et al., 1998, Prati et al., 1992] et des approches très différentes comme les réseaux de neurones [Costantini, 1996] ou le multi-bases [Ferretti et al., 1997].

Mais ces méthodes prennent souvent pour hypothèse une variation continue de la phase et sont donc inadaptées aux scènes discontinues. Dans ce cas, il vaut mieux utiliser :

- le découpage fréquentiel [Pascazio et Schirinzi, 2002, Pascazio et Schirinzi, 2001] qui nécessite les données brutes et un spectre suffisamment large pour pouvoir découper des sous-bandes indépendantes,
- l'utilisation de la FFT pour les zones à forte densité de résidus [Zakharov et Tugarinov, 2000]

Malgré tout, cette question reste très difficile dans les zones de types urbains où les discontinuités ont une forte densité. Nous verrons par la suite que **les paramètres des images sont tels que le problème du repliement est évité**. Nous ne traiterons donc absolument pas du déroulement de franges dans la suite.

1.2.2 De la phase à la hauteur : calculs théoriques

L'inversion de la phase interférométrique pour obtenir la hauteur en chaque pixel n'est pas triviale et nécessite des approximations. Dans la littérature, plusieurs méthodes ont été proposées [Lin et al., 1992, Massonnet et Rabaute, 1993, Prati et al., 1990, Abdelfattah, 2000]. Trouvé, dans sa thèse [Trouvé, 1996], fait un résumé des trois premières méthodes. Il faut noter que la méthode développée par Abdelfattah n'utilise pas le même référentiel que les autres : les formules proposées sont exprimées pour un repère au sol et non en géométrie radar.

Nous exposerons l'interprétation fréquentielle [Prati et al., 1990, Prati et al., 1994] car elle est valable dans le cas le plus général où la base n'est pas perpendiculaire. Mais l'approche de Massonnet [Massonnet et Rabaute, 1993] est aussi très intéressante pour en déduire l'altitude d'ambiguïté et comprendre l'interférométrie de manière intuitive.

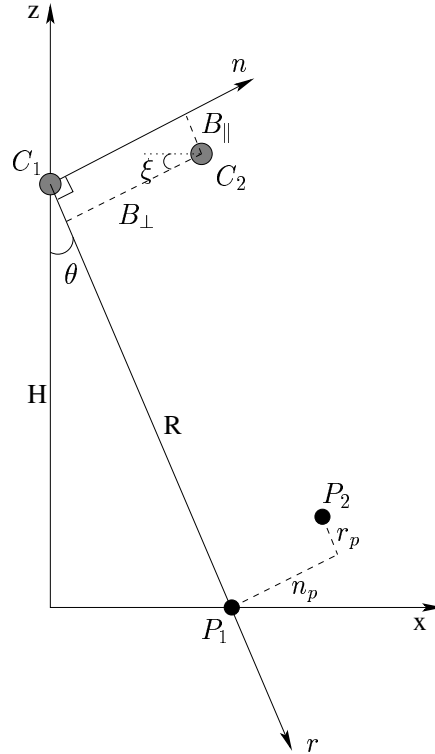


FIG. 1.6 : Notations utilisées pour le calcul de la phase interférométrique en fonction de la hauteur (démonstration de Prati et al. [Prati et al., 1994]).

Les notations utilisées dans les calculs qui suivent sont introduites à la Figure 1.6. La différence de marche entre les deux capteurs, pour un point au sol, est ΔR , d'où l'expression de la phase interférométrique :

$$\phi = \frac{2\pi}{\lambda} \Delta R \quad (1.19)$$

Utilisons la différence de phase interférométrique $\Phi = \Delta\phi$ entre deux points au sol P_1 et P_2 , qui peuvent éventuellement être dans le même pixel. Il faut donc calculer $\Delta(\Delta R)$.

R est la distance du capteur C_1 au point au sol P_1 . Déplaçons le capteur de (B_\perp, B_\parallel) et la cible de (n_p, r_p) . La distance capteur-cible R_2 (correspondant à C_2P_2 dans la Figure 1.6) s'écrit alors :

$$R_2 = \sqrt{(R + r_p - B_\parallel)^2 + (n_p - B_\perp)^2} \quad (1.20)$$

La variation de distance au point P_1 introduite par le changement de capteur est égale à :

$$\Delta R = \left. \frac{\partial R}{\partial B_\perp} \right|_{r_p=r_s=B_\perp=B_\parallel=0} \cdot B_\perp + \left. \frac{\partial R}{\partial B_\parallel} \right|_{r_p=r_s=B_\perp=B_\parallel=0} \cdot B_\parallel \quad (1.21)$$

Cette variation de distance nous donne la phase interférométrique en P_1 .

Si maintenant on considère un déplacement de la cible (i.e. on étudie deux pixels différents) :

$$\begin{aligned} \Delta(\Delta R) = & \left. \frac{\partial^2 R}{\partial B_{\perp} \partial n_p} \right|_{r_p=r_s=B_{\perp}=B_{\parallel}=0} \cdot B_{\perp} n_p + \left. \frac{\partial^2 R}{\partial B_{\perp} \partial r_p} \right|_{r_p=r_s=B_{\perp}=B_{\parallel}=0} \cdot B_{\perp} r_p \\ & + \left. \frac{\partial^2 R}{\partial B_{\parallel} \partial r_p} \right|_{r_p=r_s=B_{\perp}=B_{\parallel}=0} \cdot B_{\parallel} r_p + \left. \frac{\partial^2 R}{\partial B_{\parallel} \partial n_p} \right|_{r_p=r_s=B_{\perp}=B_{\parallel}=0} \cdot B_{\parallel} n_p \end{aligned} \quad (1.22)$$

Après calculs, seul le premier terme est non nul :

$$\Delta(\Delta R) = \frac{B_{\perp} n_p}{R} \quad (1.23)$$

La phase interférométrique varie donc entre le point P_1 et le point P_2 selon :

$$\Delta\phi = \frac{2\pi p}{\lambda} \Delta(\Delta R) = \frac{2\pi p}{\lambda} \frac{B_{\perp} n_p}{R} \quad (1.24)$$

avec $n_p = x \cos \theta + z \sin \theta$ et toujours, p égal à 1 dans le cas monostatique et à 2 dans le cas bistatique.

Pour le cas d'un sol plat, la relation géométrique suivante peut être établie :

$$\tan \theta = \frac{(\Delta R)'}{n_p} \quad (1.25)$$

en notant $(\Delta R)'$ la distance entre les fronts d'onde en P_1 et en P_2 ($(\Delta R)' = C_1 P_1 + r_P$).

En prenant la référence ϕ_{P_1} à zéro, on peut déduire l'expression des phases interférométriques topographique et orbitale. Des Equations 1.24 et 1.25, la *phase orbitale* est :

$$\phi_{orb} = \frac{2\pi p}{\lambda} \frac{B_{\perp} (\Delta R)'}{R \tan \theta} \quad (1.26)$$

Pour un terrain plat, la différence de phase interférométrique a une dépendance linéaire en fonction de la différence de marche.

On peut soustraire un terme à ϕ pour que $\phi_{terrain-plat} = cste$. En soustrayant l'Equation 1.26 à l'Equation 1.24, la *phase interférométrique topographique* est obtenue :

$$\phi_{topo} = \phi - \phi_{orb} = \frac{2\pi p B_{\perp} h}{\lambda R \sin \theta} \quad (1.27)$$

Par la suite, les interférogrammes seront systématiquement pré-traités pour enlever les franges orbitales et par interférogramme, nous désignerons l'image des phases interférométriques topographiques.

1.2.2.1 Altitude d'ambiguïté

L'altitude d'ambiguïté est l'altitude pour laquelle la phase interférométrique aura fait un tour complet de 2π . De l'Equation 1.27, l'altitude d'ambiguïté s'écrit :

$$h_{amb} = \frac{\lambda R \sin \theta}{p B_{\perp}} \quad (1.28)$$

Plus l'altitude h_{amb} est petite, plus la phase interférométrique tourne vite. Pour l'extraction de MNT en milieu naturel, il est difficile d'éviter le repliement de la phase. Mais ce milieu étant continu, il existe des algorithmes performants de déroulement de franges (Paragraphe 1.2.1.3). Par contre, en milieu urbain, où les discontinuités sont nombreuses, il est préférable de choisir une altitude d'ambiguïté suffisamment grande pour ne pas avoir à dérouler la phase interférométrique car en milieu très discontinu, il n'y a pas de solutions satisfaisantes à ce jour.

1.2.2.2 Incertitude de mesures

Des erreurs sur l'estimation des paramètres capteurs (son altitude de vol H , la base B , l'angle de la base avec l'horizontale ξ), la phase interférométrique ϕ et la pente du sol α entraînent des incertitudes sur les mesures de ϕ et donc de h . Dans [Griffiths, 1995, Rodriguez et Martin, 1992], les calculs des expressions d'incertitudes ont été faits, en supposant que tous les paramètres sont fixés sauf un (notations de la Figure 1.5). La relation géométrique $h = H - R \cos \theta = H - R(\cos \xi \sqrt{1 - \sin^2(\theta - \xi)} - \sin \xi \sin(\theta - \xi))$ est utilisée.

$$\frac{\partial h}{\partial H} = 1 \quad (1.29)$$

$$\frac{\partial h}{\partial \phi} = -\frac{\lambda R \sin \theta}{2\pi p B_{\perp}} = -\frac{h_{amb}}{2\pi} \quad (1.30)$$

$$\frac{\partial h}{\partial B} = -\frac{R \sin \theta \tan(\theta - \xi)}{p B} \quad (1.31)$$

$$\frac{\partial h}{\partial \xi} = R \sin \theta \quad (1.32)$$

$$\frac{\partial \theta}{\partial \alpha} = 1 \quad (1.33)$$

Les notations sont celles de la Figure 1.5. Au Tableau 2.2 (Chapitre 2), des applications numériques sont proposées.

Les erreurs définies aux équations 1.30 et 1.31 sont égales d'après l'Equation 1.28. C'est l'erreur la plus usitée pour quantifier la précision de l'interférogramme et vérifier sa bonne adéquation avec les objectifs poursuivis. Plus cette erreur est grande, moins il sera facile de discriminer des objets de faible élévation. Le bruit de l'interférogramme doit aussi être pris en compte, il peut être dû à des erreurs de recalage ou à une décorrélation importante des signaux.

1.2.2.3 Contraintes physiques pour avoir une cohérence pixellaire : notion de base critique

La base entre les deux capteurs doit être choisie avec précaution. En effet, au sein d'une cellule de résolution (de taille $\delta r_a \times \delta r_d$), il existe une différence de marche entre le point le plus proche du capteur et le point le plus loin. Si cette différence est supérieure à λ entre les deux acquisitions, le chatoiement entre les deux acquisitions sera totalement décorrélé. On introduit ainsi la notion de base critique (Equation 1.24 pour $z = 0$) :

$$B_{\perp c} = \frac{\lambda}{2p} \frac{R \tan \theta}{\delta r_d} \quad (1.34)$$

Applications numériques :

pour Aerosensing, au "Near-Range" : $B_{\perp c} = 286$ m. Cette valeur est très largement supérieure à celle utilisée qui est de l'ordre de quelques mètres.

1.2.3 Statistiques de la phase interférométrique et de la cohérence

Les statistiques des estimateurs de la phase interférométrique et de la cohérence, au sens du maximum de vraisemblance, dans le cas du chatoiement pleinement développé, ont été calculées dans le cas mono-vue et multi-vue [Lee et al., 1994]. Ces expressions sont très utiles pour introduire les modèles de phase et de cohérence dans certains traitements (de type markovien par exemple).

1.2.3.1 La phase interférométrique

Il est possible de montrer que la probabilité de la phase interférométrique empirique $\hat{\phi}$ est une fonction de la phase interférométrique réelle ϕ , du degré de cohérence ρ et du nombre de vues L [Lee et al., 1994] :

$$p(\hat{\phi}|\rho, \phi, L) = \frac{(1 - \rho^2)^L}{2\pi} \left({}_2F_1\left(1, L; \frac{1}{2}; \rho^2 \cos^2(\hat{\phi} - \phi)\right) + \rho \cos(\hat{\phi} - \phi) {}_1F_0\left(L + \frac{1}{2}; -; \rho^2 \cos^2(\hat{\phi} - \phi)\right) \frac{\Gamma(\frac{1}{2})\Gamma(L\frac{1}{2})}{L} \right) \quad (1.35)$$

${}_pF_n$ est la fonction hypergéométrique généralisée.

La Figure 1.7 propose l'allure de la probabilité de la phase empirique mono-vue pour plusieurs valeurs de la cohérence et plusieurs valeurs du nombre de vues. Plus la cohérence est élevée, plus l'écart-type de la densité de probabilité est faible. C'est en accord avec le sens de la cohérence : c'est une mesure de la qualité de la phase interférométrique. Plus la cohérence est élevée, plus le bruit de la phase interférométrique est faible.

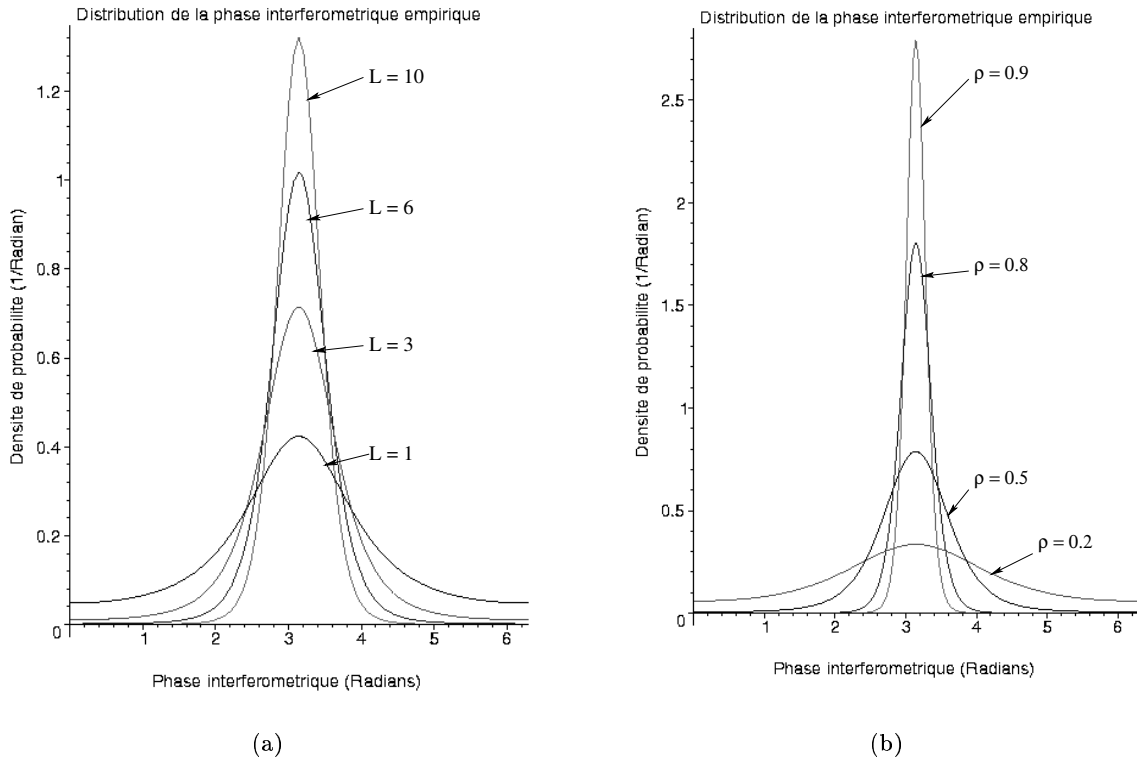


FIG. 1.7 : Allure de la loi de densité de probabilité de la phase interférométrique empirique pour une valeur vraie de la phase égale à π . En fixant la cohérence vraie à 0.6, l'influence du nombre de vues est montrée (Figure (a)) et en fixant le nombre de vues à 6, l'influence de la cohérence vraie est montrée à la Figure (b).

Cette probabilité a une expression compliquée, difficilement estimable. Un modèle gaussien de la

loi de phase a été proposé dans [Rodriguez,] :

$$p(\hat{\phi}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\hat{\sigma}_\phi} \exp\left(-\frac{(\hat{\phi} - \phi)^2}{\hat{\sigma}_\phi^2}\right) \quad (1.36)$$

avec l'écart-type des phases $\hat{\sigma}_\phi^2$ approximé par la borne de Cramer-Rao dont l'expression est la suivante [Rodriguez et Martin, 1992, Zebker et al., 1994] :

$$\hat{\sigma}_\phi^2 = \frac{1 - \rho^2}{2L\rho^2} \quad (1.37)$$

Chaabane [Chaabane, 2004] a vérifié que cette approximation est valable sur des interférogrammes simulés et réels, sous réserve d'avoir un nombre de vues suffisant et une bonne cohérence ($L \geq 6$ et $\rho > 0.5$).

1.2.3.2 La cohérence

La densité de probabilité de la cohérence empirique $\hat{\rho}$ est une fonction de la cohérence réelle ρ et du nombre de vues L :

$$p(\hat{\rho}|\rho, L) = 2(L-1)(1-\rho^2)^L \hat{\rho}(1-\hat{\rho}^2)^{L-2} {}_2F_1(L, L; 1; \rho^2 \hat{\rho}^2) \quad (1.38)$$

Il est également possible de calculer la moyenne de $\hat{\rho}$:

$$E[\hat{\rho}] = \frac{\Gamma(\frac{3}{2})\Gamma(L)}{\Gamma(L+\frac{1}{2})}(1-\rho^2)^L {}_3F_2(\frac{3}{2}, L, L; L+\frac{1}{2}, 1; \rho^2) \quad (1.39)$$

La Figure 1.8 propose l'allure de la probabilité de la cohérence empirique pour différentes valeurs du nombre de vues. Plus le nombre de vues est élevé, plus l'écart-type de la densité de probabilité est faible et centré sur la valeur de cohérence réelle. En effet, le moyennage multi-vues réduit le bruit de chatoisement : on se rapproche donc des valeurs réelles.

A partir de cette expression, des méthodes d'estimation de ρ ont été proposées [Touzi et al., 1999].

1.2.3.3 Précision de l'interférogramme

La précision sur l'interférogramme dépend en partie des incertitudes de mesures présentées au Paragraphe 1.2.2.2 mais également du rapport signal à bruit des deux images initiales [Maître, 2001, page 280].

Calculons la formule de la cohérence empirique quand le signal est entaché d'un bruit thermique additif b . D'après l'Equation 1.18 :

$$\rho_b = \frac{\langle (s_1 + b_1)(s_2^* + b_2^*) \rangle}{\sqrt{\langle |s_1 + b_1|^2 \rangle \langle |s_2 + b_2|^2 \rangle}} \quad (1.40)$$

Sous l'hypothèse d'un bruit gaussien circulaire de moyenne nulle et indépendant, avec L le nombre de vues :

$$\langle (s_1 + b_1)(s_2^* + b_2^*) \rangle = \langle s_1 s_2^* \rangle \quad \text{et} \quad \langle |s_1 + b_1|^2 \rangle = \langle |s_1|^2 \rangle (1 + L \times SNR^{-1})$$

avec $SNR = \left(\frac{s}{b}\right)^2$.

Ainsi :

$$\rho_b = \rho \times \frac{1}{\sqrt{1 + \frac{1}{SNR_1}} \sqrt{1 + \frac{1}{SNR_2}}} \quad (1.41)$$

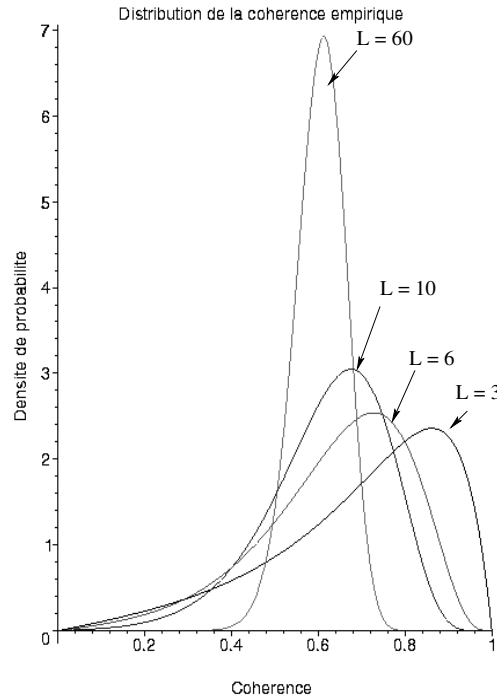


FIG. 1.8 : Allure de la loi de densité de probabilité de la cohérence empirique pour plusieurs valeurs du nombre de vues. La valeur de la cohérence vraie est fixée à 0.6.

On retrouve la formule du terme de décorrélation par le bruit thermique introduit dans [Rosen et al., 2000].

Étudions l'influence du SNR sur la moyenne de la cohérence empirique et l'écart-type des phases interférométriques. Pour cela, on utilise l'expression de l'Equation 1.41 en supposant que $\rho = 1$ et que $SNR_1 = SNR_2 = SNR$.

Figure 1.9(a), la variation de la moyenne de la cohérence empirique en fonction du rapport signal à bruit (avec l'hypothèse $SNR_1 = SNR_2$) et de la cohérence vraie calculée à partir de l'Equation 1.41 est tracée pour différentes valeurs de L (Equation 1.39). La cohérence est bien une fonction croissante du SNR . Pour un SNR fixé, elle décroît avec L car le biais sur l'estimation de ρ_b diminue quand L augmente. Évidemment, pour L égal à 1, la cohérence n'a pas de sens et elle est toujours égale à 1. Pour une fenêtre donnée, elle ne tend pas vers zéro alors que la cohérence vraie tend vers zéro quand le SNR se dégrade. Plus la fenêtre est petite, plus on a une fausse impression de cohérence.

La loi de probabilité de la phase interférométrique est une fonction du degré de cohérence (Equation 1.35). La variance de la phase diminue avec l'augmentation de ρ (Figure 1.7). À partir de l'Equation 1.35, il est possible de calculer numériquement l'écart-type de la loi pour plusieurs valeurs (Figure 1.9(b)). Même pour un SNR de 20 dB, l'écart-type des phases est de 0.1 pour $L = 6$. Donc la hauteur ne pourra être estimée au mieux qu'à $\frac{0.1h_{amb}}{2\pi}$.

La précision interférométrique dépend donc fortement du SNR du couple interférométrique et est une limite à prendre en compte pour l'estimation des hauteurs. La cohérence a d'autres termes de bruit qui réduisent la précision de l'estimation : le bruit de quantification, les erreurs de recalage et les incertitudes sur les paramètres du capteur (dont la base).

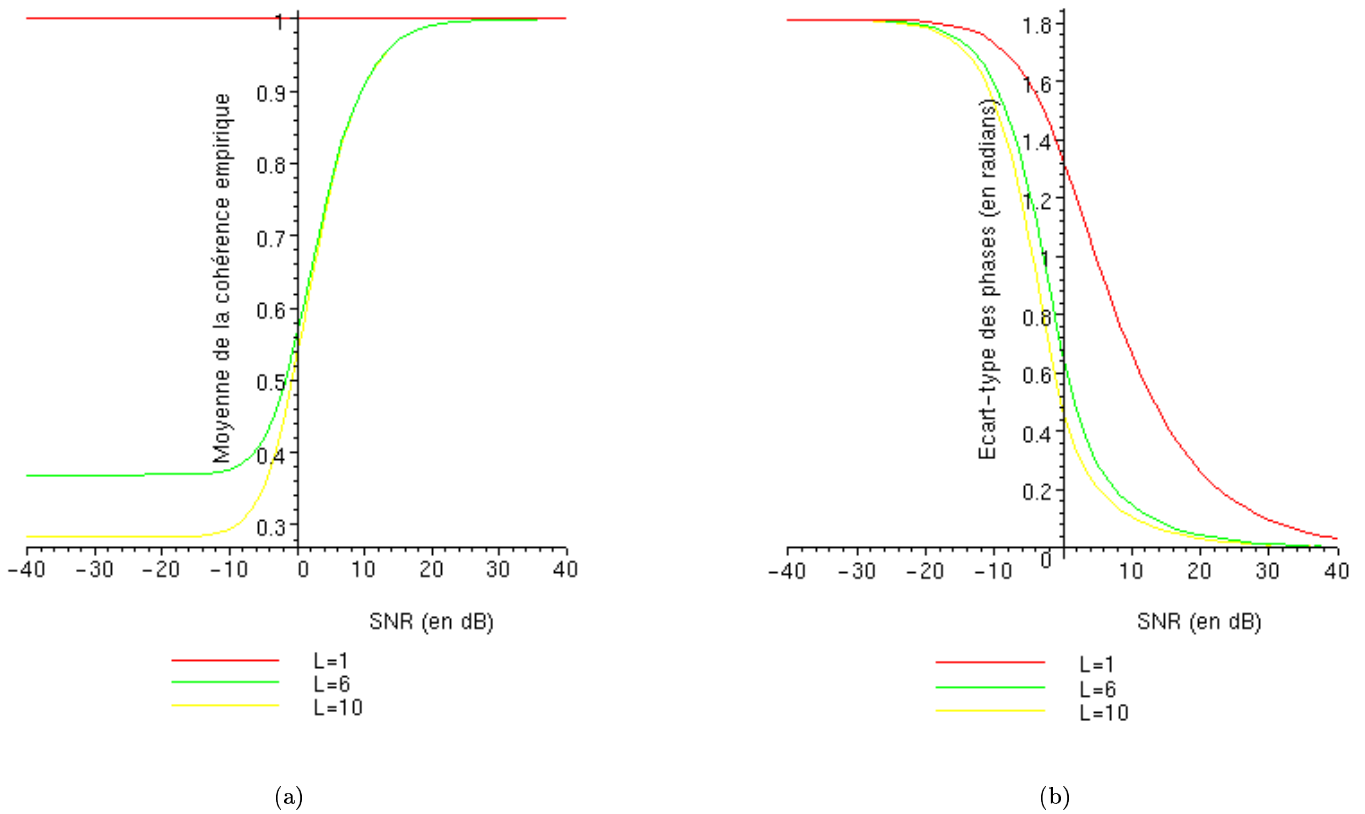


FIG. 1.9 : Influence du SNR sur la précision de la phase interférométrique : variation de la moyenne de la cohérence empirique (a) et variation de l'écart-type de la phase interférométrique (b) en fonction du SNR.

Chapitre 2

Cadre de travail et contraintes sur les données

Etudions maintenant les conséquences des propriétés de l'imagerie radar à partir des calculs théoriques et de constatations empiriques. Les données utilisées dans l'ensemble de ce travail sont donc d'abord présentées.

2.1 Jeux de données

Le cadre de travail de cette thèse étant le milieu urbain et la haute résolution, nous disposons de couples interférométriques de résolution sub-métrique sur la ville (centre ville et proche banlieue). Le CNES et l'ONERA nous ont fourni deux jeux de données de capteurs différents, l'un sur Toulouse et l'autre sur Dunkerque.

Dans cette section, les propriétés de ces bases de données sont détaillées ; les Tableaux 2.1 et 2.2 récapitulent les principales grandeurs caractéristiques des deux jeux de données.

TAB. 2.1 : Paramètres des capteurs AeS-1 et RAMSES pour les campagnes d'acquisition sur Toulouse et Dunkerque.

Paramètres	AeS-1 Trace 1	AeS-1 Traces 2 à 4	RAMSES
Fréquence centrale f_0	9.55 GHz	9.55 GHz	9.5 GHz
Longueur d'onde λ	3.14 cm	3.14 cm	bande X cm
Bande passante B_{chirp}	400 MHz	400 MHz	—
Résolution en distance δr_d	37 cm	37 cm	HR
Résolution en azimuth δr_a	18 cm	18 cm	HR
Taille de la case distance r_d	37 cm	37 cm	<1 m
Taille de la case azimutale r_a	18 cm	18 cm	<1m
Altitude de vol H	3561 m	3559 m	$\approx 3000m$
Near Range NR	5585 m	4012 m	3825 m
Angle d'incidence θ	55°	42°	40°
Nombre de lignes	61000	61000	11000
Nombre de colonnes	4096	4096	2560

TAB. 2.2 : Paramètres interférométriques pour les capteurs AeS-1 et RAMSES pour les campagnes d'acquisition sur Toulouse et Dunkerque.

Paramètres	AeS-1 Trace 1	AeS-1 Traces 2 à 4	RAMSES
Base B	2.516 m	2.516 m	petite
Coordonnée en y de B : B_x	2.496 m	2.496 m	—
Coordonnée en z de B : B_z	0.318 m	0.318 m	—
Base critique B_c	385 m	184 m	216 m
Altitude d'ambiguïté au NR h_{amb}^{NR}	37 m	12 m	> 150 m
Altitude d'ambiguïté au FR h_{amb}^{FR}	64 m	36 m	> 150 m
$\frac{\partial h}{\partial \phi}$	-8.04 m	-3.82 m	≈ -25 m

2.1.1 Toulouse

Le jeu de données sur Toulouse a été acquis par Intermap Technologies Corp. (anciennement Aerosensing) pour le compte du CNES et de la DGA. La campagne a eu lieu en décembre 2001 selon quatre traces au-dessus de la ville (Figure 2.1). Cette mission a pour but d'étudier l'interférométrie ainsi que la multi-incidence (trois traces à 45° et une à 55°), le multi-trace (trois traces) et le multi longueur d'onde (bandes P et X). Nous verrons dans la suite que des problèmes de qualité image nous ont empêché de mener à bien toutes ces études. Dans ce travail, nous utilisons uniquement les images en bande X.

Le capteur AeS-1 fonctionne en mode ping-pong (i.e. $p=2$ dans les équations du Chapitre 1.2).

2.1.1.1 Zones de test

Quatre zones de test ont été retenues : la cité universitaire de Rangueil en forme de tripodes, le Grand Rond, la prison Saint Michel et le CNES (Figure 2.2). Ces quatre images regroupent un environnement urbain varié et représentatif de l'ensemble de la base de données.

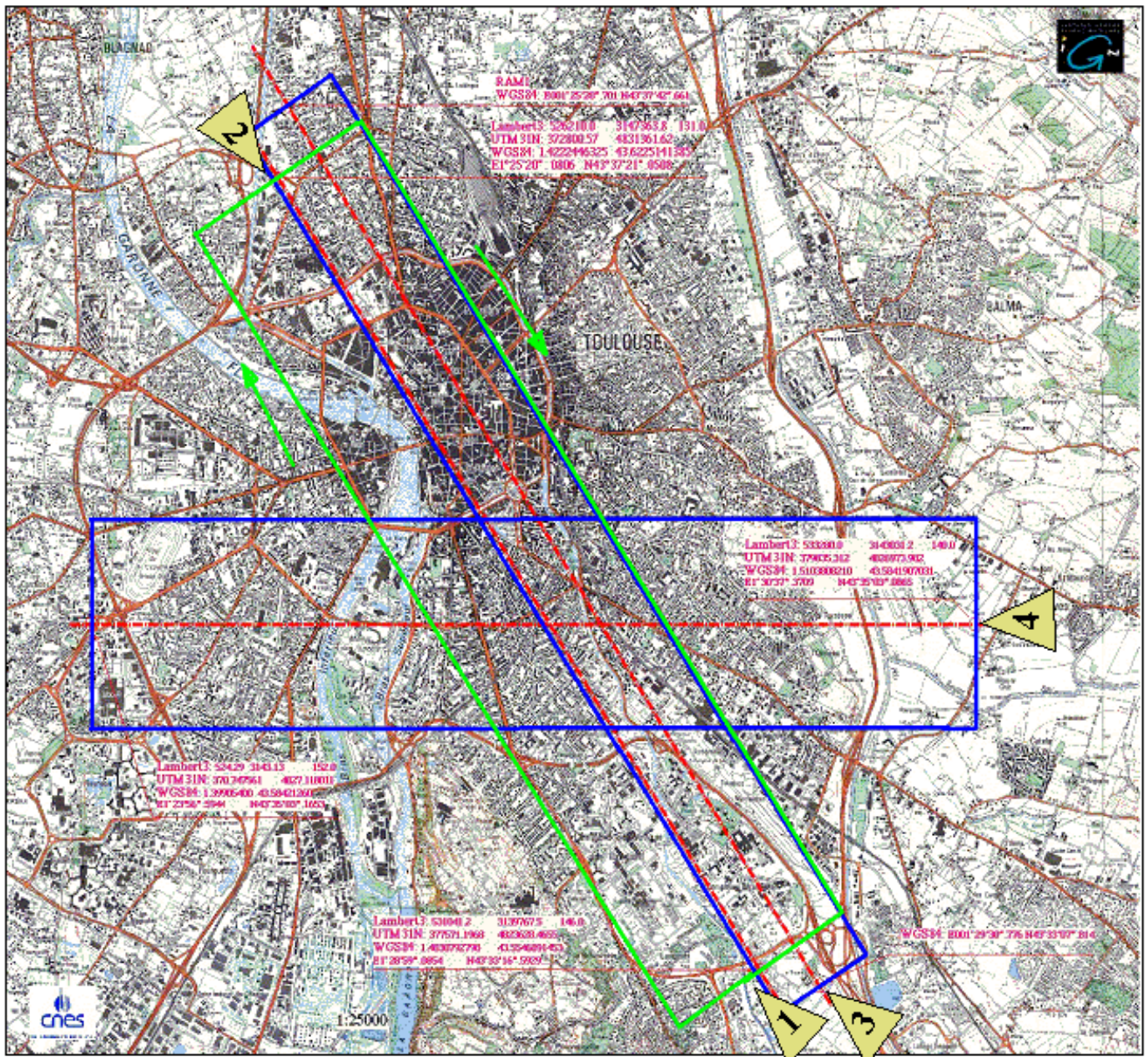


FIG. 2.1 : Traces utilisées pour la mission Aerosensing sur Toulouse en décembre 2001. ©CNES, ©IGN

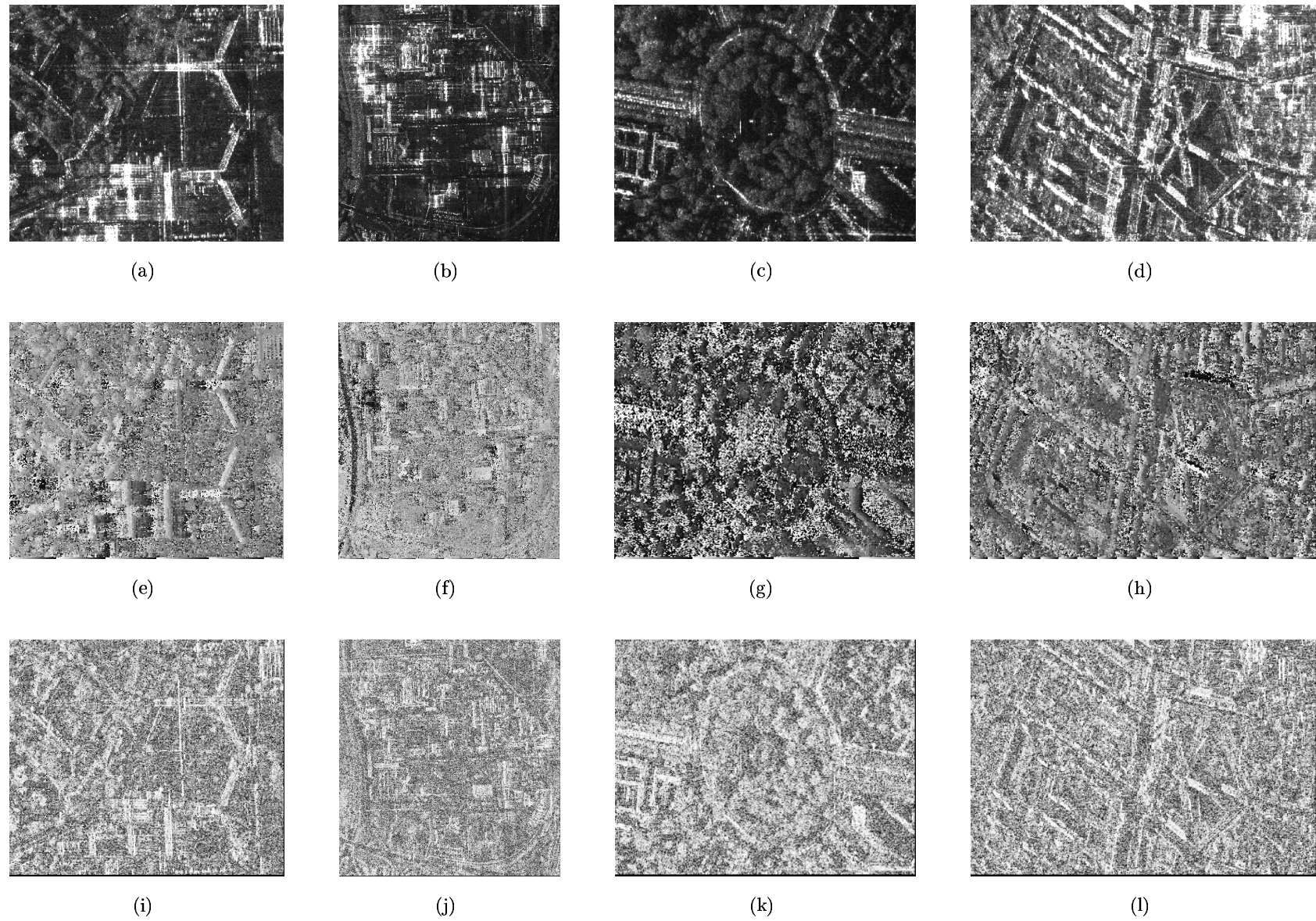


FIG. 2.2 : Zones test de la base de données Aerosensing : la cité universitaire (a), le CNES (b), le Grand Rond (c) et la prison Saint Michel (d). La première ligne présente les images en multi-vues 4×2 , la deuxième ligne les interférogrammes correspondants et la troisième ligne les cohérences correspondantes.

2.1.1.2 Problème de qualité des images

Ces données sont malheureusement très bruitées : il y a de nombreux lobes secondaires autour de tous les réflecteurs, la cohérence est très faible sur le sol et, corollairement, la phase interférométrique est uniformément distribuée sur $[0, 2\pi]$ sur ces zones. En Annexe A, le signal et, plus particulièrement, son spectre ont été étudiés pour tenter de comprendre les raisons de la dégradation des images. Une caractéristique de ce capteur est l'utilisation d'un chirp synthétique [Cooper et al., 1997, Cumming et Guo, 1997a] pour atteindre la haute résolution : au lieu d'émettre un signal de bande passante 400 MHz en une seule fois, il émet quatre signaux consécutifs de largeur de bande 100 MHz. Il se pourrait que le "recollage" des bandes ne soit pas parfait. De plus, l'influence du chirp synthétique sur la phase interférométrique n'est pas bien quantifiée [Cumming et Guo, 1997a].

Aucune conclusion définitive sur la cause du bruit n'a pu être établie. Cependant deux explications ont été proposées (Annexe A) au vu des propriétés des images : un mauvais ajustement du gain de la chaîne d'acquisition des données et une mauvaise synthèse du chirp.

Si les amplitudes sont tout de même utilisables, les interférogrammes ne le sont pas : la phase interférométrique n'est fiable que sur les bâtiments et les arbres. Il n'y a pas de référence au sol possible. De plus, les bâtiments sont, la plupart du temps, entourés de sinus cardinaux qui rendent impossible une détection automatique précise des contours des bâtiments dans l'interférogramme et l'image d'amplitude. **En conséquence, ces interférogrammes ne seront pas utilisés dans la suite de ce travail. La chaîne de reconstruction 3D ne pourra pas être validée sur Toulouse.**

2.1.2 Dunkerque

Cette base de données a été fournie par l'ONERA et a été acquise par le capteur RAMSES sur la ville de Dunkerque en 1996. La trace est parallèle à la mer et survole la Terre de Mardyck à Dunkerque (Figure 2.3). Ainsi, la base regroupe une grande diversité de zones : urbain dense (essentiellement Saint-Pol-sur-Mer), des zones industrielles et portuaires.



FIG. 2.3 : Carte de la région de Dunkerque.

Le capteur RAMSES est en mode bi-statique (i.e. $p=1$ dans les équations du Chapitre 1.2).

2.1.2.1 Zones de test

Trois zones de 2048×2048 pixels ont été extraites de la trace entière : le quartier Cheminot, le quartier Bayard et quelques bâtiments industriels de la zone portuaire (dénommés “zone industrielle” dans la suite). Les deux quartiers sont à Saint-Pol-sur-Mer. Le premier regroupe un environnement varié : grands bâtiments isolés, végétation, zone résidentielle, routes courbes. Le second n’est pratiquement que résidentiel et les blocs de maisons suivent un quadrillage très régulier (Figure 2.5). Le quartier Bayard est particulièrement étudié dans la suite. Pour faciliter la désignation des différents bâtiments, les noms de rue et les principaux établissements publics ont été repérés sur l’image radar (Figure 2.4).

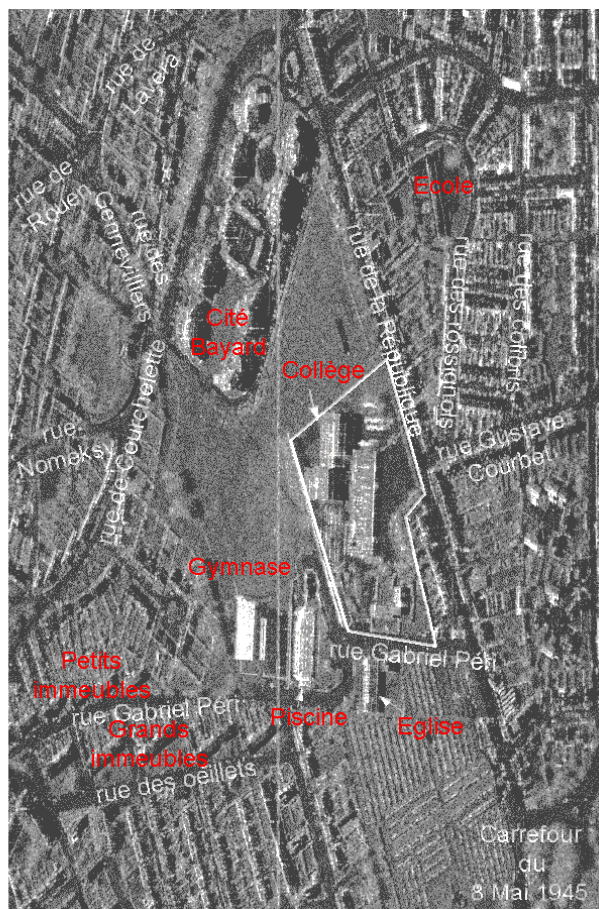


FIG. 2.4 : Localisation des principales rues et établissements du quartier Bayard sur l’image radar de Dunkerque.

2.1.2.2 Propriétés des images

Qualité des interférogrammes La cohérence est très proche de 1 pour l’ensemble des zones, à l’exception des ombres où il n’y a pas de signal : la phase interférométrique est donc fiable. Néanmoins, les zones plates n’ont pas une phase constante : les interférogrammes restent bruités malgré le moyennage sur six vues. La précision de l’interférogramme est effectivement fonction du rapport signal à bruit des signaux radar (Paragraphe 1.2.3.3). Nous n’avons pas la valeur du SNR pour ces images, ce qui nous empêche de calculer la valeur théorique de la précision altimétrique. Néanmoins, expérimentalement, l’écart-type des phases est de l’ordre de 0.14 radians sur une surface plane ce

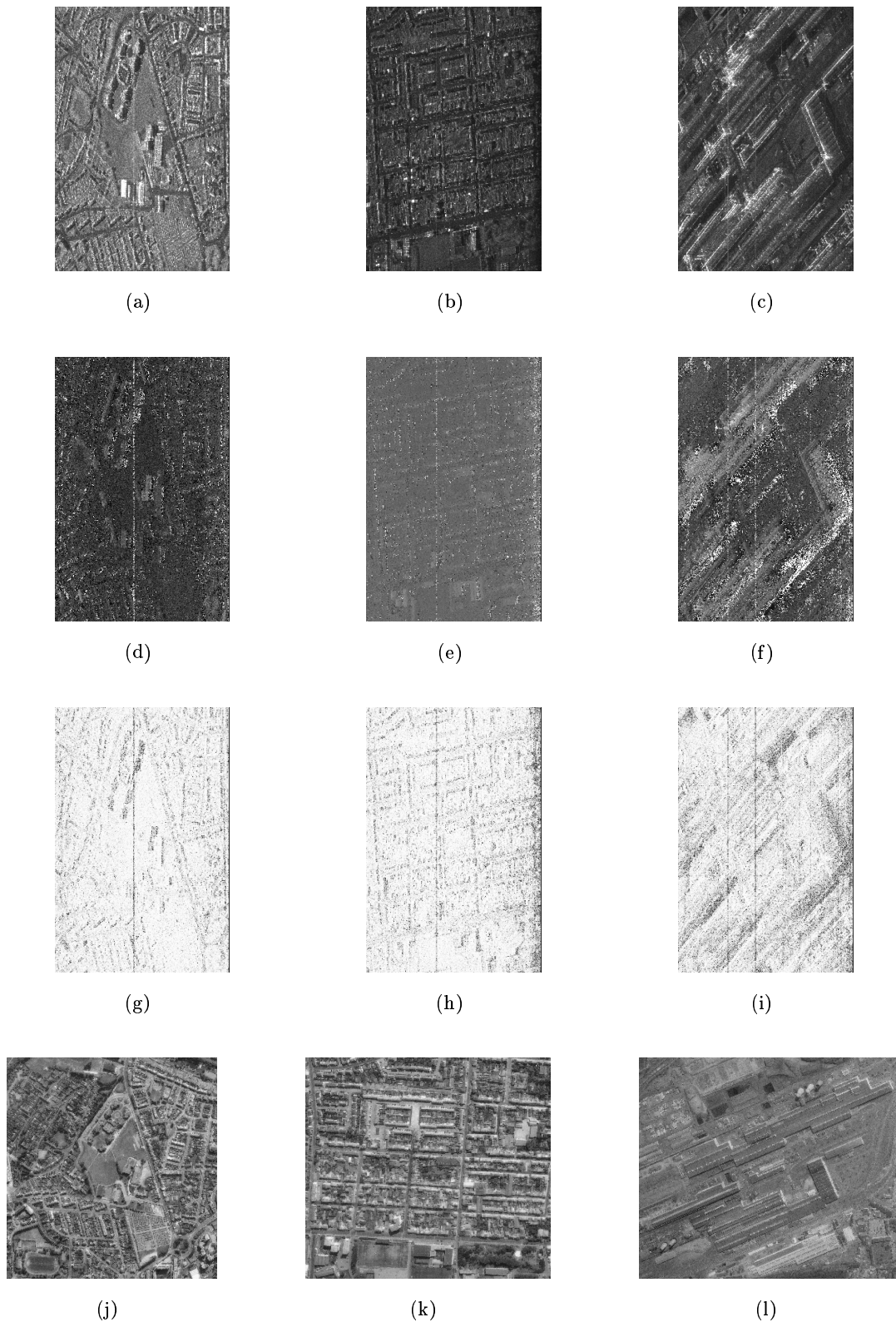


FIG. 2.5 : Zones de test de la base de données RAMSES sur Dunkerque : quartier Bayard (a), quartier Cheminot (b) et zones industrielles. La première ligne présente les images en multi-vues 2×3 , la deuxième ligne les interférogrammes correspondants et la troisième ligne les cohérences correspondantes. La dernière ligne présente les images optiques IGN© des trois zones.

qui signifie que le SNR est proche de 10 dB selon la Figure 1.9(b). Cela signifie que la précision altimétrique est supérieure à 3.5 mètres car l'altitude d'ambiguïté est grande (supérieure à 150m en moyenne). Il y aura donc des sauts de hauteur sur le sol plat qui ne correspondront à aucun objet.

Remarques sur l'architecture Les toits des immeubles de taille moyenne et des maisons individuelles sont majoritairement pentus. Dans les images, cela se traduit par des réflexions fortes linéaires de la pente orientée vers le capteur. Mais toutes les réponses fortes linéaires ne sont pas des toits en pente comme nous le verrons au Chapitre 3.

2.2 Contraintes et limites

L'analyse des données et des propriétés des images RSO et InRSO nous amènent à cerner les limites de la méthode, en particulier en milieu urbain où il y a de fortes discontinuités. Un choix judicieux des paramètres permet de s'affranchir de certaines contraintes (résolution) mais pas de toutes les limites géométriques.

2.2.1 Géométrie

Comme expliqué au Paragraphe 1.1.3.1, la vision en distance entraîne deux phénomènes géométriques : les ombres et les zones de recouvrement. Nous détaillons ici leurs conséquences sur l'information radar et sur le choix des paramètres du capteur.

2.2.1.1 Ombres

Le signal des ombres n'est que du bruit thermique, il n'est donc pas cohérent et la phase interférométrique n'a aucune signification (Figures 2.6(a), 2.6(b) et 2.6(c)). Il est important de détecter ces zones pour éviter de perturber l'estimation de la hauteur à partir de l'interférogramme. Pour cela, la cohérence est une information majeure ainsi que l'amplitude où les ombres apparaissent clairement comme les zones les plus sombres. Les ombres sont visibles dans les images RAMSES mais pas dans les images Aerosensing en raison de la mauvaise qualité des images.

Dans [Soergel et al., 2003b, Stilla et al., 2003] une étude quantitative de l'impact des zones d'ombre sur la reconstruction du milieu urbain est faite. Il apparaît que plus de 40% des routes peuvent être masquées par les ombres. L'information de hauteur du sol sera d'autant plus difficile à retrouver.

2.2.1.2 Zones de recouvrement

Dans les zones de recouvrement, le signal reçu est la somme de trois composantes : le signal du sol, le signal du mur et celui du toit (Equation 2.1).

$$\forall t < t_{CR}, s_i(t) = \left[a_{sol}^{(i)} e^{j\varphi_{sol}^{(i)}} + a_{mur}^{(i)} e^{j\varphi_{mur}^{(i)}} + a_{toit}^{(i)} e^{j\varphi_{toit}^{(i)}} \right] e^{j\frac{2\pi p}{\lambda} R_i} \quad (2.1)$$

t_{CR} est la date à laquelle est reçu le signal du coin réflecteur ce qui correspond à la fin du layover. La phase interférométrique est la phase du produit hermitien $s_1(t)s_2^*(t)$ (cas mono-vue). Ecrivons les équations dans un cas simplifié où $a_{mur} = 0$ (mur non rugueux, diffusion uniquement spéculaire) et $a_{sol} = \frac{a_{toit}}{\alpha} = 1$.

Dans ce cas, les signaux s'écrivent :

$$s_1(t) = \left[\alpha e^{j\varphi_{toit}^{(1)}(t)} + e^{j\varphi_{sol}^{(1)}(t)} \right] e^{j\frac{2\pi p}{\lambda} R_1(t)} \quad (2.2)$$

$$s_2(t) = \left[\alpha e^{j\varphi_{toit}^{(2)}(t)} + e^{j(\varphi_{sol}^{(2)}(t) - \frac{2\pi p}{\lambda} \delta R)} \right] e^{j\frac{2\pi p}{\lambda} (R_2(t) + \delta R)} \quad (2.3)$$

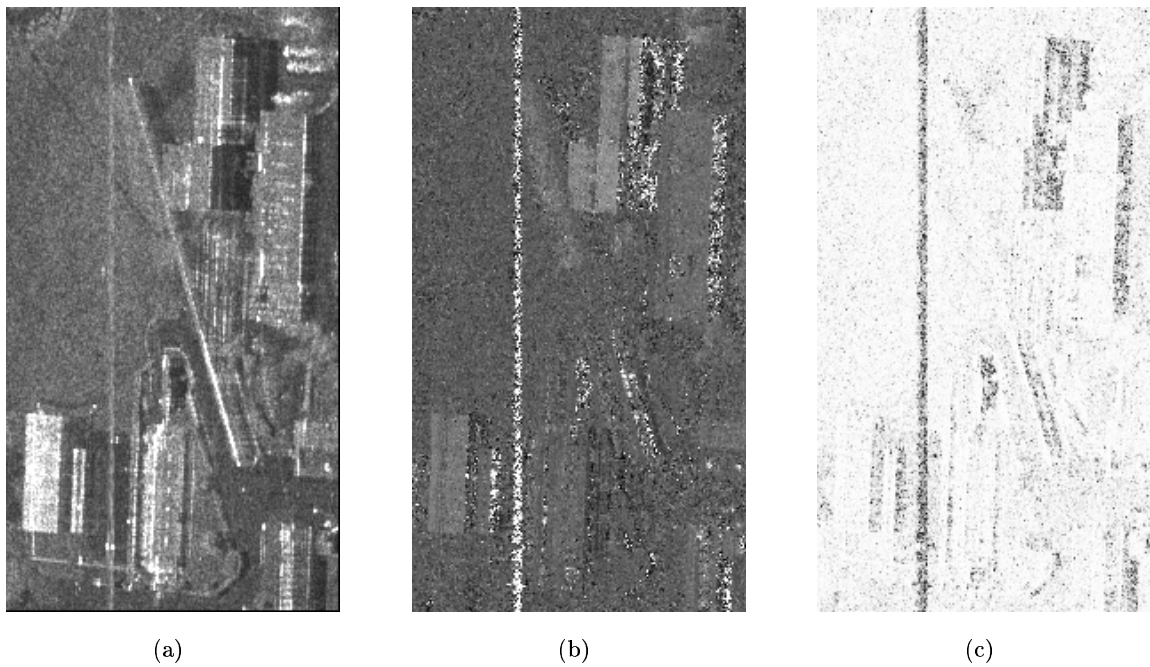


FIG. 2.6 : Illustration des ombres dans les images RAMSES (quartier Bayard de Dunkerque) (amplitude 2.6(a), phase interférométrique 2.6(b) et cohérence 2.6(c)). Les ombres sont à droite des bâtiments et apparaissent clairement en phase (zones très bruitées) et cohérence (zones sombres).

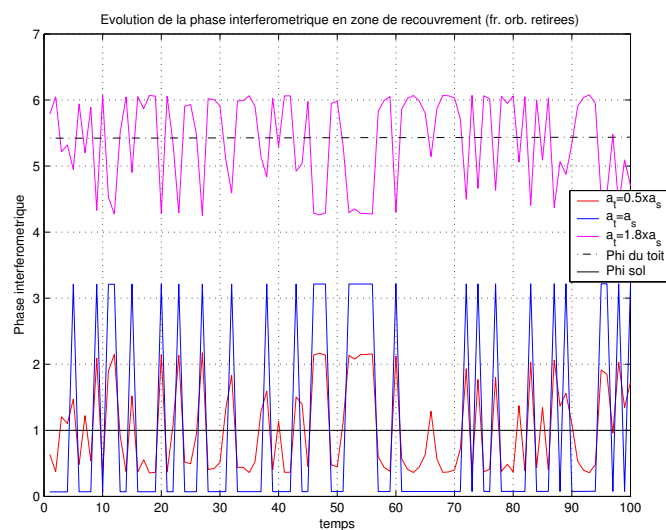


FIG. 2.7 : Simulation de la phase interférométrique dans les zones de recouvrement quand seuls le toit et le sol contribuent. Les deux surfaces sont supposées isotropes et lambertiennes et l'influence du rapport de leur coefficient de rétrodiffusion est étudiée.

Si $\alpha \gg 1$ alors le signal du toit est prédominant et $\arg[s_1 s_2^*] \approx \phi_{toit}$.

Si $\alpha \ll 1$ alors le signal du sol est prédominant et $\arg[s_1 s_2^*] \approx \phi_{sol}$. Dans les autres cas, aucune conclusion systématique ne peut être faite et la phase interférométrique peut avoir une signification très variée (Figure 2.7).

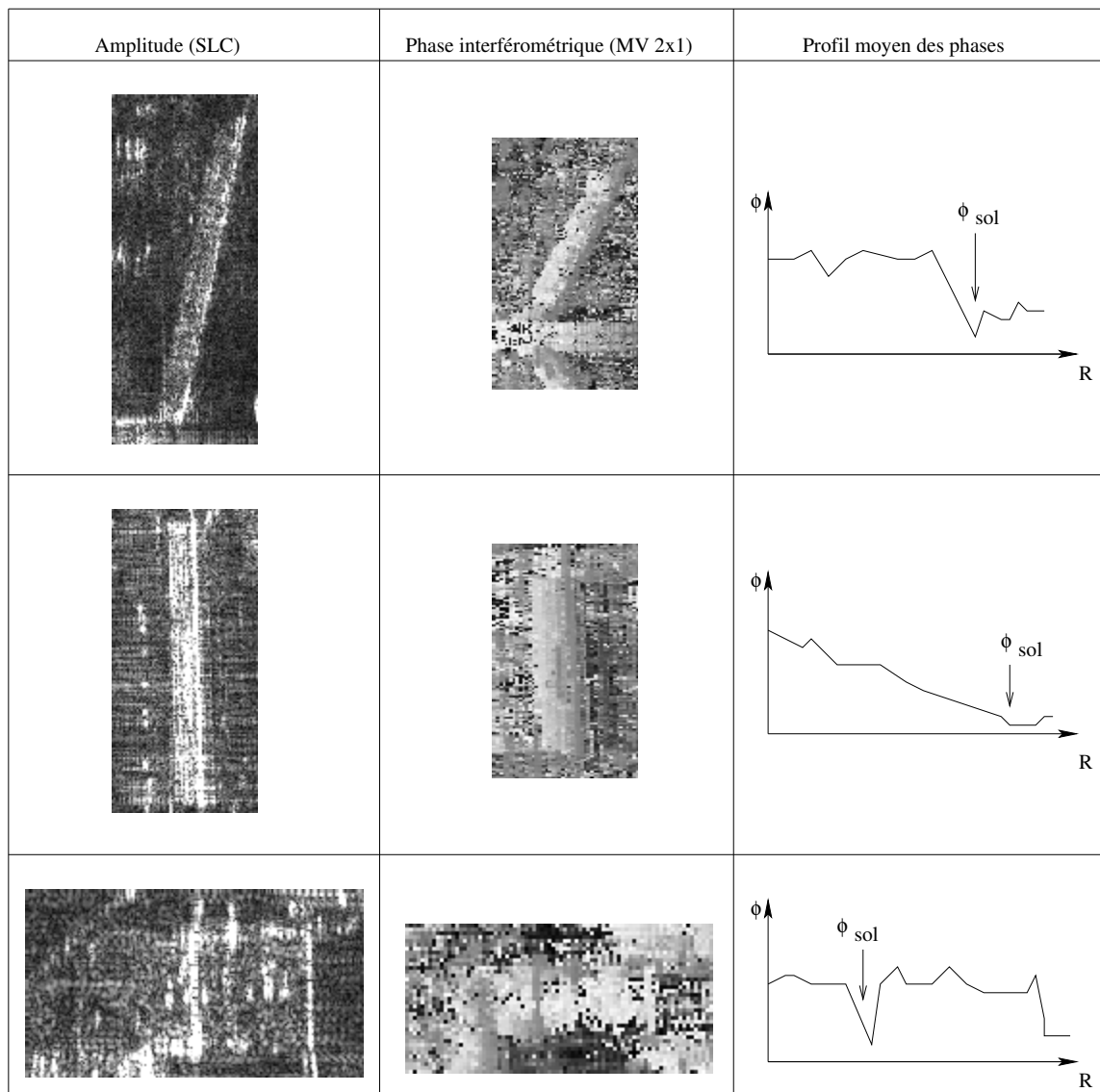


FIG. 2.8 : Illustration des différents comportements de la phase interférométrique en zones de recouvrement : le toit domine et le coin réflecteur est en fin de toit (haut), le mur domine (milieu) et le toit domine avec un coin réflecteur au milieu du toit (bas). Les profils moyens de la phase interférométrique sont tracés uniquement sur le toit : le profil débute avec le début du toit et finit avec la fin du toit. (MV = multi-vues)

Dans ce cas très simple (mono-vue, surfaces lambertiennes et isotropes), on ne récupère la phase interférométrique du toit que si $a_{toit} \gg a_{sol}$ ou dans quelques cas marginaux tels que $a_{toit} = a_{sol}$ et $\varphi_{toit} = \varphi_{sol}$. Il est très difficile de prédire le comportement de la phase interférométrique dans les zones de recouvrement car cela nécessite la connaissance des paramètres électromagnétiques du sol et de la surface du bâtiment. D'ailleurs les exemples de la Figure 2.8 prouvent l'extrême variété de comportements de leur phase interférométrique.

Ces zones ont été peu étudiées en milieu urbain. Citons cependant les travaux de Petit [Petit et al., 2001a] et Wilkinson [Wilkinson, 1998]. Le premier propose une détection automatique des zones de recouvrement en utilisant la propriété du décalage du spectre de deux images en fonction de la pente [Gatelli et al., 1994]. Mais le décalage n'est vraiment important que pour les images satellitaires. Le second a créé un modèle statistique spécifique aux zones de recouvrement.

2.2.1.3 Conséquence sur le choix de l'angle d'incidence

La taille s de l'ombre pour un bâtiment isolé, en géométrie radar, en fonction de l'angle d'incidence θ et de la hauteur h du bâtiment, est (notations de la Figure 2.9) :

$$s = \frac{h}{\cos \theta} \Leftrightarrow s_{sol} = h \tan \theta \quad (2.4)$$

La taille zr de la zone de recouvrement en fonction des mêmes paramètres que précédemment est (cas d'un bâtiment isolé) :

$$zr = h \cos \theta \Leftrightarrow zr_{sol} = \frac{h}{\tan \theta}, \theta \neq 0 \quad (2.5)$$

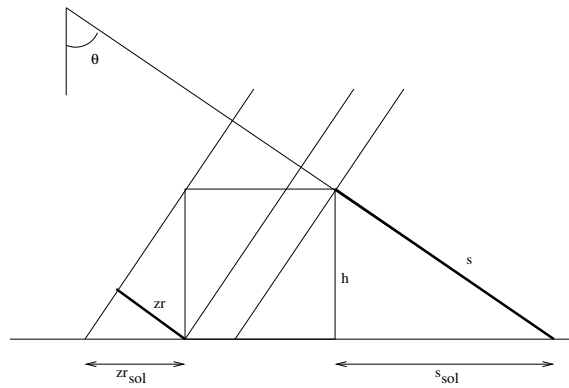


FIG. 2.9 : Ombre (s) et zone de recouvrement (zr) pour un bâtiment de hauteur h , éclairé par une onde plane d'angle d'incidence θ .

La taille de l'ombre et celle de la zone de recouvrement sont deux fonctions de θ de variation opposée en fonction de l'angle d'incidence. Plus l'angle d'incidence est grand, plus la zone de recouvrement est petite et plus l'ombre est grande (Figure 2.10).

Le choix de l'angle d'incidence est donc délicat. Certains préfèrent favoriser les ombres car elles peuvent être exploitées à notre avantage (méthode Shape-From-Shadow [Bolter et Leberl, 2000b, Tison et al., 2004c]). Dans le cadre de l'étude du milieu urbain, il est préférable de limiter la taille des zones de recouvrement où la phase interférométrique est peu fiable. Mais les ombres entraînent des pertes irrémédiables d'information et appauvrissent le signal.

On pourrait essayer d'optimiser l'angle d'observation en minimisant les probabilités d'apparition des ombres et des zones de recouvrement en fonction des caractéristiques de la scène. Mais cela semble très difficile car les paramètres sont très nombreux. Le calcul du pourcentage de sol caché pour une ville construite uniquement avec des bâtiments à toit plat est fait en Annexe B.

2.2.2 Résolutions

Le deuxième ensemble de limites concerne les résolutions spatiale et altimétrique.

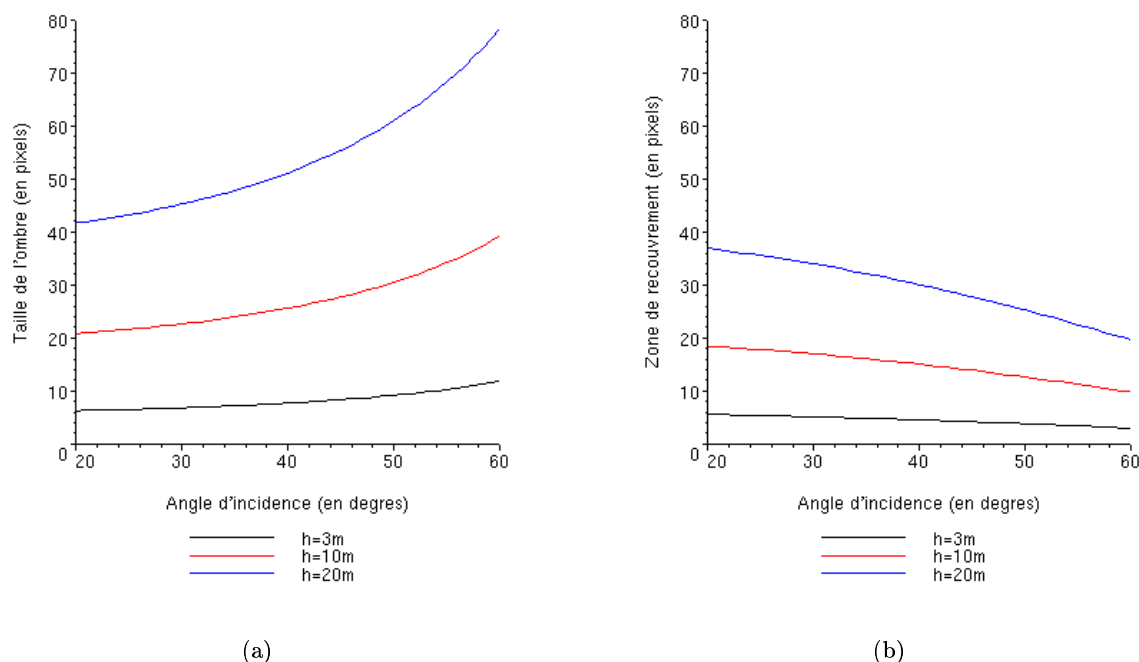


FIG. 2.10 : Variations de la taille de l'ombre (a) et de la zone de recouvrement (b) en fonction de l'angle d'incidence pour diverses hauteurs de bâtiments. Les tailles sont indiquées en nombre de pixels en considérant une résolution de 50 cm.

2.2.2.1 Résolution spatiale

Pour la reconstruction du milieu urbain, les bâtiments doivent être représentés par un nombre de pixels suffisant pour permettre une bonne estimation de la hauteur du toit et de la forme du bâtiment. C'est d'ailleurs ce dernier point qui est le plus limitant car avant d'estimer la hauteur, il faut localiser le bâtiment. Si sa surface dans l'image est trop petite, ce ne sera pas aisé.

Si la résolution de l'interféromètre multi-vues est de 1 m alors les images seront adaptées à la reconstruction d'immeubles. Si elle est de 0.4 m alors les images seront également adaptées à la reconstruction de pavillons privés.

Afin d'avoir des pixels carrés et un premier filtrage du bruit de la phase interférométrique, nous travaillons avec des interférogrammes 6-vues pour les images RAMSES. La résolution est alors insuffisante pour traiter convenablement les zones pavillonnaires (Tableau 2.1).

2.2.2.2 Résolution altimétrique

La sensibilité de la phase interférométrique est contrainte par l'altitude d'ambiguïté h_{amb} (Equation 1.28) et l'écart-type de la phase ϕ (§1.2.3.3). Plus h_{amb} est grande et le SNR petit, moins précise sera l'estimation de la hauteur (Equation 1.30). L'altitude d'ambiguïté dépend de la longueur d'onde et de la base (voir le Tableau 2.3 pour des ordres de grandeur de h_{amb}). Or le choix de la longueur d'onde est surtout déterminé par le rendu de la texture voulu (§1.1.1.1). Il reste la base pour régler l'altitude d'ambiguïté.

En milieu urbain, il est préférable que l'altitude d'ambiguïté soit plus grande que la hauteur moyenne des bâtiments. En effet, il n'existe pas de méthode de déroulement de franges efficace en milieu très discontinu (Paragraphe 1.2.1.3) à notre connaissance. Pour les villes de Toulouse et Dun-

kerque, l'altitude d'ambiguïté est effectivement bien plus grande que la hauteur des bâtiments (Tableau 2.1). La phase interférométrique est directement reliée à la hauteur.

Plateforme	ERS ($B_{\perp}=100\text{m}$)	ERS ($B_{\perp}=200\text{m}$)	SRTM bande X	SRTM bande C
h_{amb}	94 m	47 m	47m ($\theta = 20^{\circ}$) 168 m ($\theta = 50^{\circ}$)	87m ($\theta = 20^{\circ}$) 315 m ($\theta = 50^{\circ}$)

TAB. 2.3 : *Ordres de grandeur des altitudes d'ambiguïté pour des systèmes spatiaux.*

Dans ce cas, l'altitude d'ambiguïté est largement supérieure à la hauteur maximale des bâtiments et une base plus grande aurait conduit à de meilleurs résultats (Equation 1.28), en particulier sur les maisons de faible élévation (un à deux étages). Cependant l'augmentation de la base entraîne une décorrélation géométrique du signal interférométrique [Zebker et al., 1994] qui peut être modélisée par :

$$\hat{\rho}_{géométrique} = 1 - \frac{B}{B_c} \quad (2.6)$$

avec B_c la base critique. Le gain de précision sur l'estimation de la hauteur est perdu si la décorrélation géométrique est trop importante. Mais on est loin d'avoir une décorrélation géométrique avec RAMSES ! La valeur de la base est fixée par des contraintes matérielles de fixation des capteurs sur l'avion et non parce qu'elle est proche de B_c .

Conclusion

Les deux grands fondements de l'imagerie radar sont la propagation électromagnétique et le traitement du signal pour la synthèse d'ouverture. Les images RSO ont ainsi une géométrie en distance qui implique ombres et zones de recouvrement, particulièrement présentes en milieu urbain comme le montre l'étude des images RAMSES.

L'interférométrie, différence des phases de deux images RSO d'une même zone, apporte une information géométrique en tout point. Néanmoins la qualité des cartes 3D dépend fortement du choix des paramètres des capteurs. Pour l'étude du milieu urbain, il faut s'assurer que l'altitude d'ambiguïté est supérieure au dénivelé de la ville (hauteurs des bâtiments incluses). En effet les techniques de déroulement de phase échouent en milieu urbain à cause des nombreuses discontinuités.

Une simple inversion de la phase ne suffira pas à construire des MNS exploitables comme nous le verrons dans la dernière partie de ce rapport. Il y reste des problèmes de bruit (en particulier du bruit thermique), d'incertitudes sur les paramètres et surtout de localisation des bâtiments. Pour avoir un MNS dédié à l'urbain, il faut en effet particulièrement soigner la reconstruction des bâtiments, à la fois au niveau de l'empreinte et au niveau de la hauteur.

Cette partie a également présenté les données. Deux jeux de données sont disponibles. Malheureusement celui sur Toulouse est corrompu et les interférogrammes sont inutilisables : le signal du sol n'est que du bruit thermique et les bâtiments sont entourés de lobes secondaires. L'amplitude des SLC reste exploitable toutefois, malgré quelques artefacts locaux.

La qualité des images de Dunkerque est bien meilleure et des cartes de hauteur pourront être calculées sur la ville. Cependant l'altitude d'ambiguïté est élevée et, au regard du niveau du rapport signal à bruit, la précision altimétrique est de l'ordre de 3.5 m sur le sol. Il sera donc difficile d'avoir un MNS très précis. De plus, la résolution spatiale des images semble insuffisante pour étudier finement les zones résidentielles.

Les paramètres des capteurs, en particulier la longueur d'onde, la base, la bande passante et la taille de l'antenne doivent être choisis en fonction des applications. Evidemment ils sont limités par des contraintes technologiques et ne peuvent pas toujours être optimaux.

Le contenu du signal radar est étudié dans la partie suivante.

Deuxième partie

Etude du signal RSO et InRSO à haute résolution en milieu urbain

Les images radar à basse résolution en milieu naturel sont maintenant bien connues et il existe des outils efficaces pour les traiter. En améliorant la résolution, les bâtiments occupent désormais une surface suffisante pour être traités comme des objets indépendants. Mais quelles sont les caractéristiques de ce nouveau signal ?

En changeant d'échelle de résolution et de milieu, les propriétés du signal radar et des objets changent. Dans cette partie, le contenu du signal radar est analysé à plusieurs niveaux, afin de le comprendre et d'extraire les informations essentielles à la reconstruction 3D. Ces "ingrédients de base" seront ensuite assemblés dans une chaîne (Partie III) pour extraire la hauteur. Mais pour cela il faut répondre à plusieurs questions préalables. D'où viennent les échos forts ? Sont-ils toujours visibles ? Quelle est l'influence des paramètres géométriques ? Quelles sont les structures du signal caractéristiques des bâtiments ? Quelles sont les textures des différents objets urbains (routes, végétation, bâtiments) ? Ces questions se posent à trois niveaux de traitements : physique avec la propagation électromagnétique et l'interaction matière-rayonnement, traitement du signal pour exploiter les propriétés de la synthèse RSO et traitement de l'image pour les textures.

Dans le Chapitre 3, des simulations de propagation électromagnétique sont faites pour simuler la réponse d'un sol nu ou d'un toit seul puis pour simuler la réponse d'un bâtiment simple (parallélepède rectangle). Cette structure met en évidence l'influence des coins réflecteurs (dièdres) et permet de dégager quelques propriétés des bâtiments. La simulation électromagnétique aide à comprendre les différents mécanismes de rétrodiffusion.

Ensuite l'influence de l'angle de vue sur les structures est étudiée via la décomposition en sous-bandes (Chapitre 4). La réponse des surfaces dépend de leur rugosité et le découpage en sous-bandes met en avant les surfaces quasi lambertiennes et les surfaces très directives. Cette analyse a également une application en interférométrie.

De ces deux chapitres, nous identifions les structures communes aux bâtiments et les propriétés des surfaces. Il reste enfin à caractériser les surfaces. La modélisation des statistiques des amplitudes est en effet essentielle pour de nombreux traitements (filtrage [Kuan et al., 1987, Lopès et al., 1997], segmentation [Lee et Jurkevich, 1989, Fjørtoft et al., 2003], détection de contours [Touzi et al., 1988]). Dans ce travail, les statistiques seront surtout utilisées pour classifier l'image en zones d'intérêts (Paragraphe 6.3.1.1) afin de les traiter de manière adéquate. Les statistiques sont bien connues à basse résolution et en milieu naturel et pour quelques cas de surfaces hétérogènes. Mais aucun modèle n'est vraiment satisfaisant pour l'ensemble du milieu urbain à haute résolution. Dans le Chapitre 5, le modèle des lois de Fisher [Nicolas, 2002a] est appliqué aux images et validé par rapport aux modèles classiques.

Chapitre 3

Simulations de réflectivités et comparaisons avec les images

Comme expliqué au Paragraphe 1.1.1.1, la signature radar d'un objet résulte de la rétrodiffusion de l'onde et donc des mécanismes de propagation. Une manière de comprendre l'image est donc de remonter à la propagation électromagnétique. Dans ce chapitre, nous proposons d'analyser quelques réponses génériques de bâtiments en termes de géométrie et de rétrodiffusion. Un simulateur de propagation s'avère alors un outil indispensable.

Cependant, la propagation des ondes en milieu urbain est complexe (rugosité des surfaces, géométrie chaotique) et ne peut être décrite de façon exacte et analytique. Il est donc nécessaire de développer des modèles. Ils se divisent en trois grandes catégories (Tableau 3.1) : analytique/asymptotique, numérique/asymptotique et numérique/rigoureux.

TAB. 3.1 : Familles de modèles électromagnétiques.

	Asymptotiques (approchés)	Rigoureux
Analytiques	<ul style="list-style-type: none">- Kirchhoff avec surface aléatoire- SPM (Méthode des petites perturbations)- SSA, WCA, IEM	---
Numériques	<ul style="list-style-type: none">- Kirchhoff avec surface déterministe- Rayleigh- champ moyen	<ul style="list-style-type: none">- méthode des moments- méthode C- méthodes intégrales- FDTD

La majorité des recherches en propagation électromagnétique s'attachent aux calculs de section radar efficace, c'est-à-dire qu'un objet est caractérisé par une seule valeur (dépendant de l'incidence ou de la longueur d'onde) et non par un ensemble de pixels [Baudier et Dusséaux, 2002, Fung et al., 1992, Corona et al., 1987, Griesser et al., 1989]. Dans ces travaux, le lien entre les images RSO et les simulations est rarement fait et ces simulations électromagnétiques restent peu exploitées en imagerie.

Face à la complexité de la scène et de la formation des images, soit les auteurs s'attachent à des phénomènes très spécifiques, tels les dièdres et trièdres [Schiavon et Solimini, 2000, Lee, 2001] et ne créent pas forcément des images, soit ils adoptent de grandes simplifications. La plupart des modèles procèdent par lancer de rayon afin de déterminer les surfaces qui réfléchissent, les zones masquées et les zones de recouvrement. Certains [Soergel et al., 2003b, Bolter, 2000], s'intéressant uniquement à

la géométrie, s'arrêtent à cette étape : la comparaison des ombres projetées et des ombres réelles leur permet de valider le MNS estimé.

Ensuite un coefficient de rétrodiffusion est calculé pour chaque cellule et les différents rayons sont sommés [Méric et al., 1998, Petit et Adragna, 1999, Petit et al., 2000]. Dans [Méric et al., 1998], les images RSO n'ont pas de chatoiement : il manque donc une partie de l'électromagnétisme. Le simulateur 2SIR¹ de Petit permet également de simuler des interférogrammes. Il prend aussi en compte le chatoiement (les éléments diffuseurs sont répartis selon une loi de Rayleigh dans les cellules de résolution) et des objets volumiques en attribuant un coefficient de transparence. Pour tous ces modèles, la rugosité intervient au niveau du coefficient de rétrodiffusion et non pas au niveau d'un profil de sol.

Dans [Taket et al., 1991], un modèle de sol est introduit et la rétrodiffusion est modélisée selon le modèle d'Optique Géométrique. Des bâtiments sont modélisés mais il n'y a pas de détails sur le coin réflecteur, et leur modèle ne génère pas de chatoiement. Pour avoir un modèle complet, il faut se tourner vers les modèles plus électromagnétiques.

Dans la littérature, il n'y a que deux modèles électromagnétiques véritablement dédiés aux images radar urbaines. Le premier [Bouland, 2002] utilise une méthode numérique exacte de simulation des équations de Maxwell : la FDTD [Yee, 1966]. En raison des temps de calcul importants, le modèle est limité au 2D (profil de villes) ce qui est, tout de même, trop restrictif pour pouvoir bien étudier la propagation sur les bâtiments. Le deuxième [Franceschetti et al., 2003b, Franceschetti et al., 2002] est dédié à la génération d'images RSO à partir de modèles 3D de villes. Ce modèle repose sur l'approximation de Kirchhoff [Kong, 1992] pour les surfaces rugueuses. Il a été appliqué à la génération d'images sur des villes entières pour la préparation de la mission COSMO-SKYMED [Franceschetti et al., 2003a]. Ce modèle est particulièrement intéressant car il prend en compte les réflexions doubles et les triples induites par les coins mur/sol. Les différents trajets des ondes et leurs caractéristiques sont récapitulés Annexe C. Il utilise une forme générique de bâtiment : un parallépipède à mur lisse posé sur un sol rugueux. Comme nous le verrons dans la Section 3.3, ces structures ont une forte amplitude et sont caractéristiques de la plupart des bâtiments.

Ce modèle, bien qu'ayant des limites (Section 3.3.3), permet de simuler rapidement et simplement des cartes de réflectivité, voire des images RSO si on inclut la synthèse. Le but de cette thèse n'étant pas de développer un nouveau modèle électromagnétique, nous avons décidé d'utiliser ce modèle sans modification. Pour simplifier, nous n'avons généré que les cartes de réflectivité qui sont proportionnelles au signal RSO et nous comparons les résultats aux images radar et à la vérité terrain. La propagation électromagnétique sur des surfaces simples est d'abord étudiée (Section 3.1) avant d'expliquer le modèle du dièdre (Section 3.2). Finalement des signatures de plusieurs bâtiments ressemblant à ceux des images sont simulées et comparées avec les images réelles (Section 3.3).

Les équations de propagation sont reprises de [Franceschetti et al., 2002, Kong, 1992, Ciarletti, 2000].

3.1 Propagation sur des surfaces

Les notations suivantes sont utilisées dans la suite du chapitre :
- notations mathématiques

¹2SIR = Simulateur d'Images Radar et Simulateur d'Interférogrammes Radar

\vec{a}	vecteur
\hat{a}	vecteur unité ($\frac{\vec{a}}{ \vec{a} }$)
$\underline{\underline{A}}$	matrice
$\underline{\underline{I}}$	matrice identité
∇	opérateur différentiel Nabla
\times	produit vectoriel
\cdot	produit scalaire

- grandeurs

\vec{E}	champ électrique
\vec{H}	champ magnétique
\vec{k}	vecteur d'onde
\hat{n}	normale unitaire à une surface
σ	conductivité
ϵ	permittivité
ϵ_0	permittivité du vide
μ	perméabilité
μ_0	perméabilité du vide
σ_h	écart-type des hauteurs de la rugosité
l_c	longueur de corrélation de la rugosité

- indices

i	vecteurs incidents
s	vecteurs diffusés

3.1.1 Modèle de propagation

Beckmann et Spizzichino [Beckmann et Spizzichino, 1963] définissent empiriquement une surface rugueuse comme “une surface qui diffuse l'énergie d'une onde incidente plane dans plusieurs directions, alors qu'une surface qui diffuse spéculairement est appelée lisse.” Pour avoir une énergie rétrodiffusée vers le capteur, la surface doit être rugueuse. La mise en équation de la diffusion par une surface rugueuse n'est pas simple : la variation aléatoire des hauteurs entraîne des changements locaux de la normale à la surface difficiles à modéliser. Mais ce sont ces changements qui sont responsables de l'allure du champ diffusé.

L'approche de Kirchhoff, exposée dans [Kong, 1992, Ulaby et Elachi, 1990], est une solution possible : l'interaction de l'onde avec la surface est remplacée, en chaque point, par l'intersection de l'onde avec un plan infini localement tangent à la surface. Le modèle de Franceschetti et al. [Franceschetti et al., 2002], qui utilise cette approximation, découle du formalisme de Kong. Les auteurs écrivent les équations dans deux repères différents ce qui demande un peu de gymnastique pour passer de l'un à l'autre mais nous avons vérifié qu'il y a bien équivalence entre ces deux modèles.

Les différentes étapes de calcul du champ rétrodiffusé ainsi que leurs hypothèses de validité sont résumés à la Figure 3.2. Nous reprenons les équations de Franceschetti et al. dans la suite. Pour plus de détails, les lecteurs pourront se référer aux ouvrages cités ci-dessus.

Le repère géométrique utilisé dans la suite est celui de la Figure 3.1.

Le champ électrique $\vec{E}_s(\vec{r})$, diffusé par une surface S , au point \vec{r} est fonction du champ électrique total \vec{E} et du champ magnétique total \vec{H} . D'après les équations de Maxwell et le principe de Huygens-

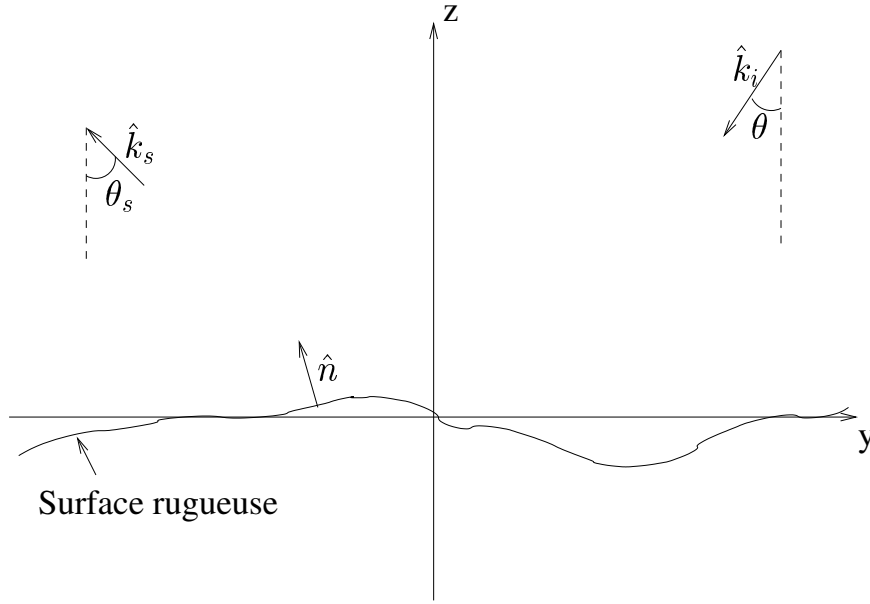


FIG. 3.1 : Diffusion par une surface rugueuse.

Fresnel², le champ diffusé reçu en \vec{r} est :

$$\vec{E}_s(\vec{r}) = \iint_S j\omega\mu_0 \underline{\underline{G}}(\vec{r}, \vec{r}') \cdot [\hat{n} \times \vec{H}(\vec{r}')] + \nabla \times \underline{\underline{G}}(\vec{r}, \vec{r}') \cdot [\hat{n} \times \vec{E}(\vec{r}')] dS' \quad (3.1)$$

avec $\underline{\underline{G}}(\vec{r}, \vec{r}')$ la fonction dyadique de Green pour l'espace homogène définie par :

$$\underline{\underline{G}}(\vec{r}, \vec{r}') = \left[\underline{\underline{I}} + \frac{\nabla\nabla}{k^2} \right] \frac{e^{jk|\vec{r}-\vec{r}'|}}{4\pi|\vec{r}-\vec{r}'|}$$

La double intégrale de l'Equation 3.1 ne s'intègre pas dans le cas général. Les auteurs proposent une succession d'approximations pour trouver une forme analytique. Pour cela, trois grandes étapes d'hypothèses sont faites (Figure 3.2) :

1. la source et le récepteur sont suffisamment éloignés l'un de l'autre pour travailler en champ lointain (approximation champ lointain),
2. les champs, en chaque point de la surface, sont approximés par les champs qui seraient présents pour une surface plane localement tangente à la surface réelle (approximation des plans tangents ou de Kirchhoff),
3. l'intégrale s'évalue ensuite par un développement limité autour de la normale (approximation de l'Optique Physique) ou par la méthode de la phase stationnaire (approximation de l'Optique Géométrique) en prenant en compte un modèle de rugosité.

Avec l'**approximation du champ lointain** :

$$\underline{\underline{G}}(\vec{r}, \vec{r}') = \left[\underline{\underline{I}} - \hat{k}_s \hat{k}_s \right] \frac{e^{jk r}}{4\pi r} \exp(-j \vec{k}_s \cdot \vec{r}') \quad (3.2)$$

²Chaque point M d'une surface S atteinte par l'onde peut être considéré comme une source secondaire émettant une onde sphérique dont l'amplitude et la phase sont celles de l'onde incidente au point M [Born et Wolf, 1970].

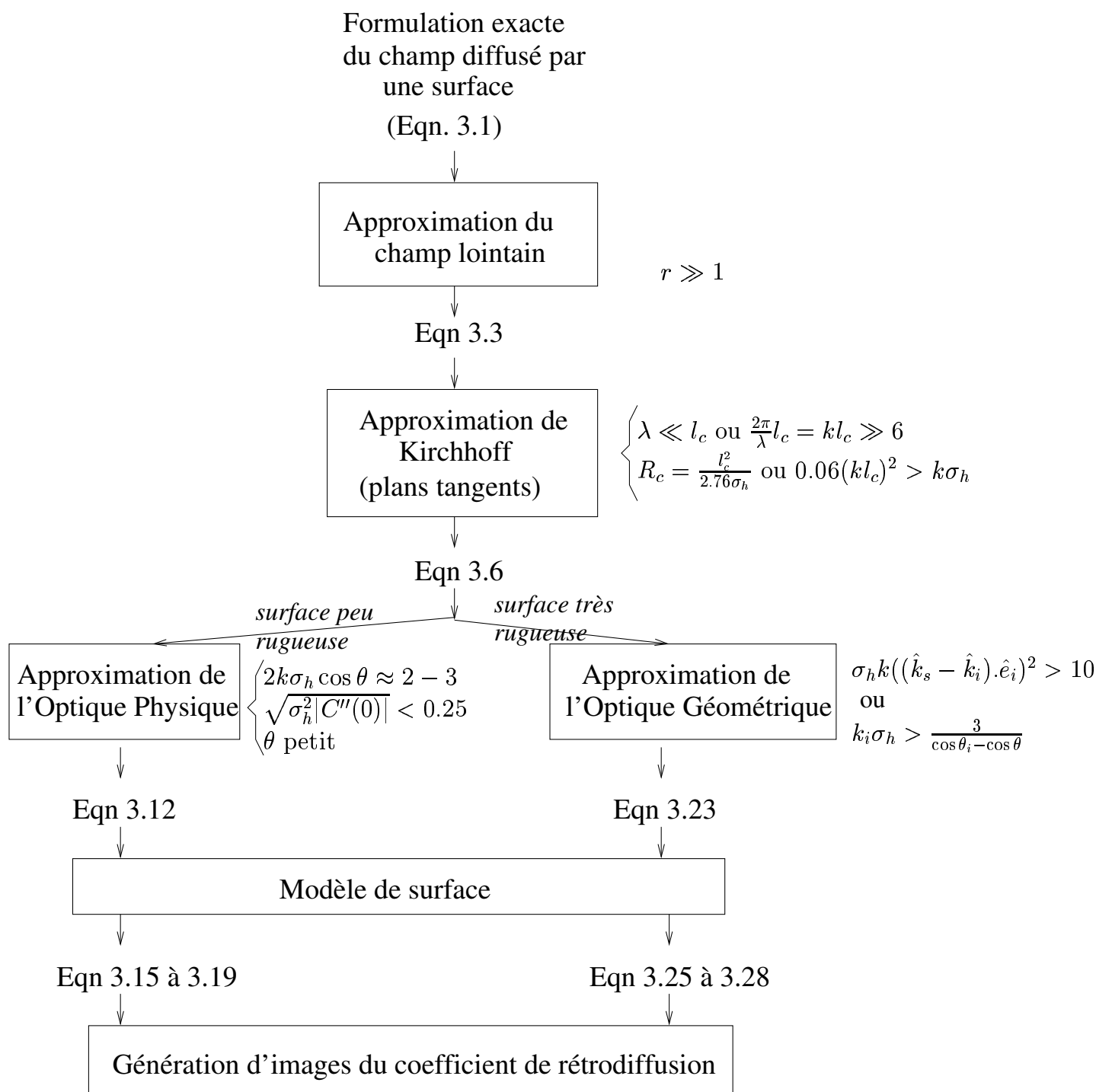


FIG. 3.2 : Etapes pour le calcul de la formulation approchée du champ diffusé par une surface rugueuse. Méthodologie utilisée dans ce travail.

$\hat{k}_s \hat{k}_s$ est un produit tensoriel.

Dans ce cas, l'onde observée en champ lointain est :

$$\vec{E}_s(\vec{r}) = \frac{j k \exp(j k r)}{4\pi r} \left[\underline{I} - \hat{k}_s \hat{k}_s \right] \iint_S \left(\hat{k}_s \times [\hat{n} \times \vec{E}(\vec{r}')] + \eta [\hat{n} \times \vec{H}(\vec{r}')] \right) \exp(-j \vec{k}_s \cdot \vec{r}') dS' \quad (3.3)$$

avec $\eta = \sqrt{\frac{\mu}{\epsilon}}$ l'impédance intrinsèque de la surface.

3.1.1.1 Approximation de Kirchhoff

Supposons maintenant que l'interaction de l'onde en chaque point de la surface se fait avec un plan infini, localement tangent à la surface. Cette hypothèse est valide si :

- les dimensions horizontales de la rugosité sont grandes devant la longueur d'onde :

$$\lambda \ll l_c \quad \text{ou} \quad \frac{2\pi}{\lambda} l_c = k l_c \gg 6 \quad (3.4)$$

avec l_c , longueur de corrélation de la surface,

- les rayons de courbures sont suffisamment grands devant la longueur d'onde :

$$R_c = \frac{l_c^2}{2.76\sigma_h} > \lambda \quad \text{ou} \quad 0.06(k l_c)^2 > k\sigma_h \quad (3.5)$$

avec σ_h écart type des hauteurs de la surface

L'approximation des plans tangents (Equation 3.6) ne prend pas en compte les effets d'ombrages et les réflexions multiples.

La base de polarisation (TM, TE) locale ($\hat{p}_i, \hat{q}_i, \hat{k}_i$) est telle que :

$$\hat{q}_i = \frac{\hat{k}_i \times \hat{n}}{|\hat{k}_i \times \hat{n}|} \quad \text{et} \quad \hat{p}_i = \hat{q}_i \times \hat{k}_i.$$

et le vecteur \hat{e}_i est la polarisation de l'onde incidente $\vec{E}_i = E_0 \exp(j k \vec{k}_i \cdot \vec{r}) \hat{e}_i$.

L'Equation 3.3 s'écrit alors :

$$\vec{E}_s(\vec{r}) = \frac{j k \exp(j k r)}{4\pi r} E_0 \left(\underline{I} - \hat{k}_s \hat{k}_s \right) \iint_S \vec{F}(\hat{k}_i, \hat{e}_i, \hat{n}) \exp[j(\vec{k}_i - \vec{k}_s) \cdot \vec{r}'] d\vec{r}' \quad (3.6)$$

où :

$$\begin{aligned} \vec{F}(\hat{k}_i, \hat{e}_i, \hat{n}) = & -(\hat{e}_i \cdot \hat{q}_i)(\hat{n} \cdot \hat{k}_i) \hat{q}_i (1 - R_{\perp}) \\ & + (\hat{e}_i \cdot \hat{p}_i)(\hat{n} \times \hat{q}_i) (1 + R_{\parallel}) \\ & + (\hat{e}_i \cdot \hat{q}_i)(\hat{k}_s \times (\hat{n} \times \hat{q}_i)) (1 + R_{\perp}) \\ & + (\hat{e}_i \cdot \hat{p}_i)(\hat{n} \cdot \hat{k}_i)(\hat{k}_s \times \hat{q}_i) (1 - R_{\parallel}) \end{aligned} \quad (3.7)$$

R_{\parallel} (transverse magnétique) et R_{\perp} (transverse électrique) sont les coefficients de réflexion de Fresnel locaux pour les polarisations locales parallèle (\hat{p}_i) et perpendiculaire (\hat{q}_i). D'après [Beckmann et Spizzichino, 1963] et en définissant d'abord Y l'admittance normalisée du demi-espace vide de propagation, fonction de la permittivité complexe relative $\epsilon_{rc} = \frac{\epsilon}{\epsilon_0} + j 60\lambda\sigma$ et de la perméabilité relative $\mu_{rc} = \frac{\mu}{\mu_0}$ par :

$$Y = \sqrt{\frac{\epsilon_{rc}}{\mu_{rc}}}$$

on a :

$$R_{\parallel}(\theta_{il}) = \frac{Y^2 \cos \theta_{il} - \sqrt{Y^2 - \sin^2 \theta_{il}}}{Y^2 \cos \theta_{il} + \sqrt{Y^2 - \sin^2 \theta_{il}}} \quad (3.8)$$

$$R_{\perp}(\theta_{il}) = \frac{\cos \theta_{il} - \sqrt{Y^2 - \sin^2 \theta_{il}}}{\cos \theta_{il} + \sqrt{Y^2 - \sin^2 \theta_{il}}} \quad (3.9)$$

θ_{il} est l'angle d'incidence **locale** au point \vec{r}^j . Cet angle peut évidemment différer de l'angle d'incidence θ de l'onde et peut être calculé par : $\cos \theta_{il} = -\hat{n} \cdot \hat{k}_i$.

L'intégrale n'est toujours pas exploitable analytiquement. A ce stade, deux hypothèses sont possibles selon la rugosité du sol : l'Optique Physique (surface moyennement rugueuse) et l'Optique Géométrique (surface très rugueuse). Il existe une troisième catégorie (surface très peu rugueuse) que nous ne traitons pas ici mais que prend en charge la méthode des petites variations (SPM) [Kong, 1992]. Néanmoins cette méthode ne s'applique pas aux surfaces quasi-lisses.

3.1.1.2 Approximations Optique Physique et Optique géométrique

Modèle de sol

L'intégration sur la surface nécessite de définir un modèle du sol pour pouvoir l'approximer. La modélisation des surfaces rugueuses n'est pas triviale et elle est source de nombreux travaux. Les pistes actuelles sont des modèles fractals [Mattia et Toan, 1999] et des modèles probabilistes où le sol est défini par sa densité de probabilité des hauteurs $p(h)$ et sa fonction de corrélation $C(l)$ [Beckmann et Spizzichino, 1963, Beckmann, 1973].

Dans cette étude, c'est le modèle probabiliste gaussien qui est choisi. Deux grandeurs sont donc caractéristiques, la moyenne des hauteurs étant supposées nulle : σ_h l'écart-type des hauteurs et l_c la longueur de corrélation. σ_h fixe l'amplitude des variations et l_c la régularité des variations (Figure 3.3).

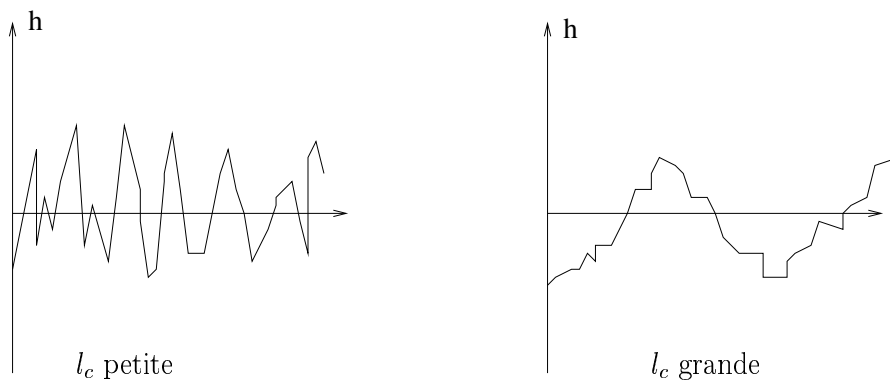


FIG. 3.3 : Influence de la longueur de corrélation sur un profil de surface à σ_h constant. Plus la longueur de corrélation est grande, plus la surface apparaît localement comme une surface régulière et lisse.

La surface gaussienne de Beckmann et Spizichinno [Beckmann et Spizzichino, 1963] est définie par un

modèle mono-dimensionnel :

$$p(h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_h}} e^{-\frac{h^2}{2\sigma_h^2}} \quad (3.10)$$

$$C(l) = e^{-\frac{l^2}{\xi}} \quad (3.11)$$

Les limites de ce modèle sont soulignées au Paragraphe 3.3.3.

Approximation de l'Optique Physique

L'Optique Physique modélise la surface comme la somme d'une surface de pente nulle (vecteur normal \hat{n}_0) et d'une rugosité faible. Dans ce cas, le domaine de validité est :

$$2k\sigma_h \cos \theta \approx 2 \text{ ou } 3 \quad \text{et} \quad \sqrt{\sigma_h^2 C''(0)} < 0.25 \quad \text{et} \quad \theta \text{ petit} \quad (3.12)$$

avec $C(l)$ la fonction de corrélation de la surface.

Sous cette hypothèse, un développement limité de Taylor-Lagrange du vecteur $\vec{F}(\hat{k}_i, \hat{e}_i, \hat{n})$ est fait autour de \hat{n}_0 . Or **pour des angles d'incidence proches de la normale et des surfaces avec de faibles écart-types de hauteurs**³, les coefficients de Fresnel varient peu pour un changement d'angle d'incidence locale. Il est donc possible de modifier l'Equation 3.6 en ne conservant que le premier terme du développement limité de \vec{F} :

$$\vec{E}_s(\vec{r}) = \frac{j k \exp(j k r)}{4\pi r} E_0 \left(\underline{I} - \hat{k}_s \hat{k}_s \right) \vec{F}(\hat{k}_i, \hat{e}_i, \hat{n}_0) I_S \quad (3.13)$$

avec :

$$I_S = \int_S \exp[j(\vec{k}_i - \vec{k}_s) \cdot \vec{r}'] \cdot d\vec{r}' \quad (3.14)$$

Cette équation s'écrit sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} E_{sh} \\ E_{sv} \end{bmatrix} = j k \frac{e^{jkr}}{4\pi r} \begin{pmatrix} S_{\perp\perp} & S_{\parallel\perp} \\ S_{\perp\parallel} & S_{\parallel\parallel} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} E_{0h} \\ E_{0v} \end{bmatrix} I_S \quad (3.15)$$

les coefficients S_{pq} sont les composantes de $\vec{F}(\hat{k}_i, \hat{e}_i, \hat{n}_0)$ projetées sur la base de polarisation $(\hat{q}_i, \hat{p}_i, \hat{z})$. Il en découle les valeurs suivantes :

$$S_{\perp\perp} = -2R_{\perp}(\theta) \cos \theta \quad (3.16)$$

$$S_{\perp\parallel} = S_{\parallel\perp} = 0 \quad (3.17)$$

$$S_{\parallel\parallel} = 2R_{\parallel}(\theta) \cos \theta \quad (3.18)$$

Les coefficients de Fresnel (Equations 3.8 et 3.9) sont évalués en θ car le développement limité est fait autour d'une surface lisse : l'angle d'incidence locale θ_{il} est égal à θ .

Il ne reste "plus qu'à" estimer I_S . La surface étant aléatoire gaussienne, I_S est une **variable aléatoire complexe gaussienne circulaire**. Dans le cas de la rétrodiffusion ($\hat{k}_s = -\hat{k}_i$), il est possible de montrer [Kong, 1992] que la moyenne $\langle I_S \rangle$ de I_S pour une cellule rectangulaire de taille $a \times b$ est :

$$\langle I_S \rangle = \exp(-2k^2 \sigma_h^2 \cos^2 \theta) ab \cdot \text{sinc}(ka \sin \theta) \quad (3.19)$$

³Cette condition n'est pas vérifiée dans les images puisque l'angle d'incidence est de 45° environ en milieu de fauchée. Ceci pose donc problème comme nous le verrons dans la suite et dans le Paragraphe 3.3.3 dédié aux limites du modèle.

et que l'écart-type de I_S , σ_S , est :

$$\sigma_S^2 = \exp(-4k^2\sigma_h^2 \cos^2 \theta) \cdot ab\pi l_c^2 \sum_{m=1}^{+\infty} \frac{(2k\sigma_h \cos \theta)^{2m}}{m!m} \cdot \exp\left[-\frac{(2kl_c \sin \theta)^2}{4m}\right] \quad (3.20)$$

Ainsi l'amplitude du champ rétrodiffusé $|\vec{E}_s|$ est une variable aléatoire dont la densité de probabilité est complètement déterminée par les équations précédentes.

Approximation de l'Optique Géométrique

Si la surface est trop rugueuse pour vérifier l'Equation 3.12, l'Optique Géométrique propose une autre approximation pour simplifier $\vec{F}(\hat{k}_i, \hat{e}_i, \hat{n})$. Pour cela, la surface doit vérifier :

$$(\sigma_h k(\hat{k}_s - \hat{k}_i) \cdot \hat{e}_z)^2 > 10 \quad \text{ou} \quad k_i \sigma_h > \frac{3}{\cos \theta - \cos \theta_s} \quad (3.21)$$

Dans ce cas, l'intégrale de diffraction de l'Equation 3.6 s'évalue par **la méthode de la phase stationnaire**, c'est-à-dire en sommant la diffusion des points correspondant uniquement à une réflexion spéculaire. Dans le cas de la rétrodiffusion, c'est équivalent à considérer que l'essentiel de l'énergie rétrodiffusée provient de petites facettes normales à la direction d'observation. Le vecteur normal à la surface \hat{n}_s vérifie alors la condition :

$$\hat{k}_s = \hat{k}_i - 2(\hat{k}_i \cdot \hat{n}_s)\hat{n}_s \quad (3.22)$$

Dans le cas de la rétrodiffusion, $\hat{n}_s = \hat{k}_s = -\hat{k}_i$.

L'Equation 3.6 s'écrit alors, en ne conservant que les points qui vérifient l'Equation 3.22 :

$$\vec{E}_s(\vec{r}) = \frac{j k \exp(j k r)}{4\pi r} E_0 \left(\underline{\underline{I}} - \hat{k}_s \cdot \hat{k}_s \right) \vec{F}(\hat{k}_i, \hat{e}_i, \hat{n}_s) I_S \quad (3.23)$$

I_S est la même intégrale que précédemment (Equation 3.13). L'Equation 3.23 s'écrit évidemment comme l'Equation 3.15.

Cette fois-ci, l'angle d'incidence local θ_{il} à la surface est nul et les coefficients de Fresnel intervenant dans les coefficients S_{pq} sont évalués en 0. Les valeurs de S_{pq} sont :

$$S_{\perp\perp} = -2R_{\perp}(0) \quad (3.24)$$

$$S_{\perp\parallel} = S_{\parallel\perp} = 0 \quad (3.25)$$

$$S_{\parallel\parallel} = 2R_{\parallel}(0) \quad (3.26)$$

La moyenne de I_S dans ce cas est similaire au cas précédent :

$$\langle I_S \rangle = \exp(-2k^2\sigma_h^2 \cos^2 \theta) ab \cdot \text{sinc}(ka \sin \theta) \quad (3.27)$$

Ce terme est très faible. Il suffit donc de calculer la variance de I_S , $\langle I_S I_S^* \rangle$ pour avoir l'écart-type et définir complètement la variable aléatoire I_S (pour une cellule de taille ab) :

$$\langle I_S I_S^* \rangle = \frac{ab}{4k^2 \cos^4 \theta} \frac{1}{2\pi\sigma_h^2 |C'''(0)|} \exp\left[-\frac{\tan^2 \theta}{2\sigma_h^2 |C'''(0)|}\right] \quad (3.28)$$

et avec l'Equation 3.11 :

$$\langle I_S I_S^* \rangle = \frac{ab}{4k^2 \cos^4 \theta} \frac{l_c^2}{4\pi\sigma_h^2} \exp\left[-\frac{l_c^2 \tan^2 \theta}{4\sigma_h^2}\right] \quad (3.29)$$

3.1.1.3 Validité des modèles

Les modèles ne s'appliquent que pour certaines valeurs de σ_h et l_c , connaissant λ et θ (Figure 3.2). La Figure 3.4 présente les domaines de validité pour l'Optique Physique et l'Optique géométrique en bandes X et L pour un angle d'incidence de 20° . Nous avons également calculé les domaines de validité pour un angle d'incidence de 40° . L'Optique Physique ne s'applique théoriquement pas dans ce cas car l'angle d'incidence doit être proche du Nadir. Mais les autres conditions donnent toujours le même type de zone que nous avons abusivement placé sur la figure.

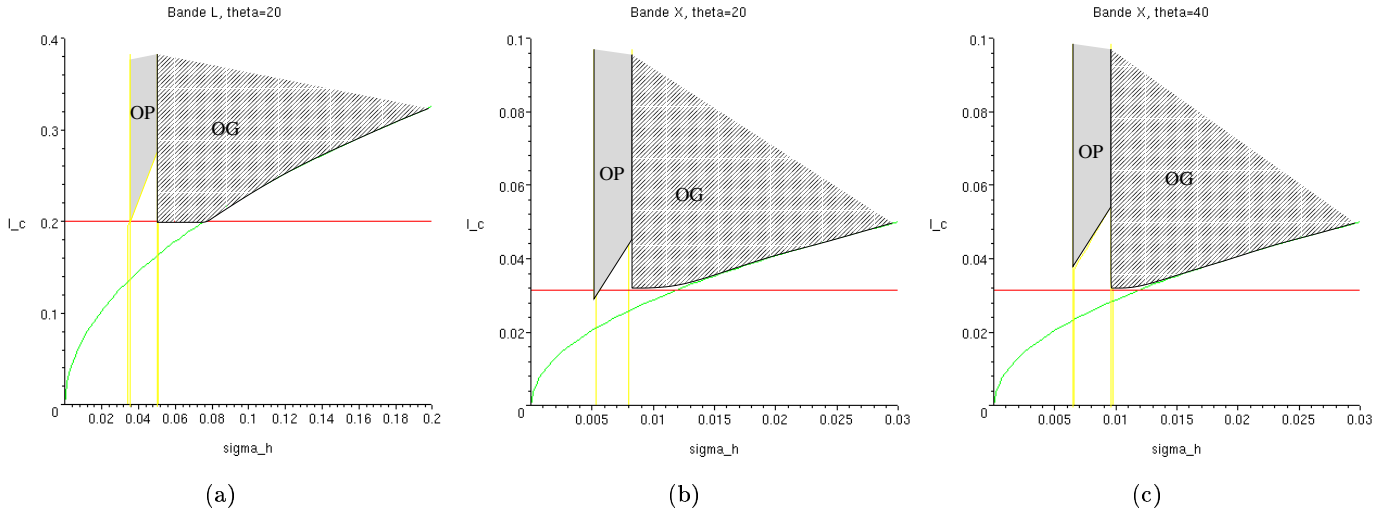


FIG. 3.4 : Domaines de validité de l'Optique Physique (OP) et de l'Optique Géométrique (OG) dans le diagramme (σ_h, l_c) . Les conditions de Kirchhoff sont prises en compte par les courbes rouge et verte. Les domaines ont été tracés pour la bande L et $\theta = 20^\circ$ (a), pour la bande X et $\theta = 20^\circ$ (b) et pour la bande L et $\theta = 40^\circ$. L'Optique Géométrique a un domaine de validité bien plus grand que celui de l'Optique Physique.

Les paramètres des surfaces doivent respecter ces contraintes. Mais le choix de σ_h et de l_c reste délicat dans la mesure où nous ne disposons pas de mesures expérimentales sur des surfaces. Nous nous inspirons des exemples proposés dans les articles [Franceschetti et al., 2002, Franceschetti et al., 2003b]. σ_h est de l'ordre de quelques millimètres à quelques centimètres. La valeur de l_c est très variable et plus difficile à fixer de façon intuitive. Cela varie beaucoup selon les matériaux.

3.1.2 Simulations : influence des paramètres

3.1.2.1 Démarche expérimentale

Avec les Equations du paragraphe 3.1.1.2, l'Equation 3.15 et la connaissance des paramètres d'acquisition, il est possible de calculer le signal rétrodiffusé par une portion de surface rectangulaire de dimensions $a \times b$. Plus particulièrement, le coefficient de diffusion γ_{pq} ⁴ se calcule comme suit :

$$|E_S| \propto \gamma_{pq} \quad \text{et} \quad \gamma_{pq} = S_{pq} I_S \quad (3.30)$$

Pour avoir une carte de coefficient de diffusion pour une surface, il faut donc tirer une réalisation de I_S par pixel en tenant compte des propriétés locales de la surface (rugosité, inclinaison).

⁴ pq étant la polarisation de l'onde, $p \in \{v, h\}$, $q \in \{v, h\}$

L'obtention des images RSO nécessite de faire la synthèse radar du signal brut obtenu pour les cellules $a \times b$ [Franceschetti et al., 2003b]. Comme expliqué en introduction, nous ne générons que les cartes de rétrodiffusion et non pas les images RSO finales.

De plus, nous étudions une seule polarisation (VV), celle des images RAMSES avec lesquelles nous comparerons les résultats simulés. L'amplitude moyenne de $\gamma_{\parallel\parallel}$ est proportionnelle à la variance de I_S :

$$|\gamma_{\parallel\parallel}| = |S_{\parallel\parallel}| I_S I_S^* \Rightarrow \langle |\gamma_{\parallel\parallel}| \rangle \propto \langle I_S I_S^* \rangle \quad (3.31)$$

Ce terme résume donc le comportement de la réflectivité en fonction des paramètres de rugosité et de l'angle d'incidence.

Étudions d'abord les variations de $\langle I_S I_S^* \rangle$ en fonction des paramètres.

3.1.2.2 Rétrodiffusion du sol : influence de la rugosité

Quand la surface est peu rugueuse (cas OP), $\gamma_{\parallel\parallel}$ croît avec l'écart-type des hauteurs et décroît avec la longueur de corrélation (Figure 3.5). En effet, plus l_c est grande plus la surface est lisse localement donc, à σ_h donné, $\gamma_{\parallel\parallel}$ diminue.

On vérifie bien le résultat intuitif "plus le sol est rugueux, plus il rétrodiffuse" avec la variation selon σ_h .

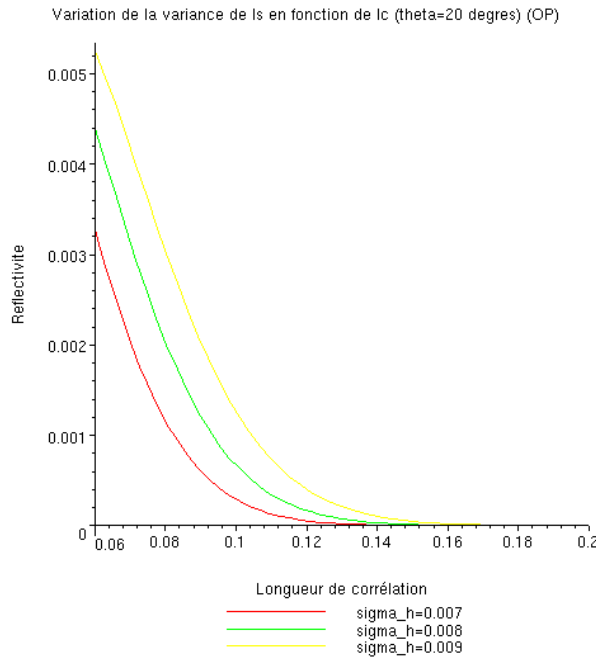


FIG. 3.5 : Variation de la variance de I_S en fonction de la longueur de corrélation l_c pour différentes valeurs de l'écart-type des hauteurs σ_h pour le modèle Optique Physique. L'amplitude moyenne $\langle |E| \rangle$ de la rétrodiffusion décroît avec l_c et croît avec σ_h . Plus l_c est grand, plus la surface est localement lisse donc $\langle |E| \rangle$ diminue. Par contre, quand σ_h augmente, la surface devient plus rugueuse et $\langle |E| \rangle$ augmente.

Par contre, cela devient plus compliqué quand le sol devient très rugueux (cas OG). Il y a un maximum pour $\gamma_{\parallel\parallel}$, ensuite il décroît (Figure 3.6). L'énergie se répartit sur l'ensemble de la demi-sphère au dessus de la surface (cas lambertien en limite). Donc la portion d'énergie reçue par le capteur décroît jusqu'à $\frac{E_0}{2\pi}$ (Figure 3.7).

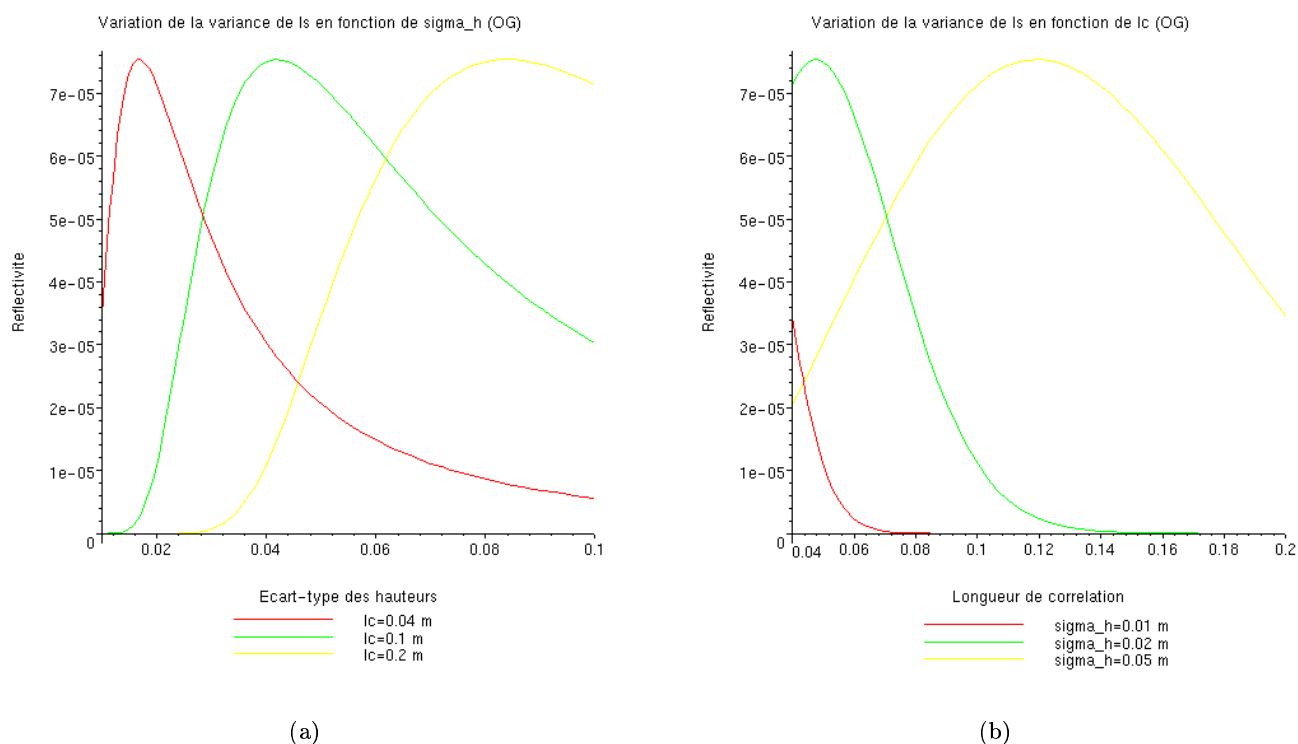


FIG. 3.6 : Variation de la variance de I_S en fonction des paramètres de rugosité du sol (écart-type des hauteurs (a) et longueur de corrélation (b)) pour le modèle Optique Géométrique. La variation de l'amplitude moyenne de la rétrodiffusion ($\langle |E| \rangle$) est moins intuitive que pour l'Optique Physique car dans ce cas on a un maximum avant de tendre vers le modèle lambertien.

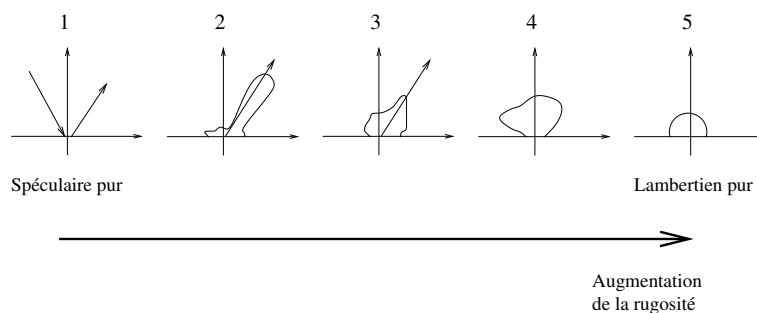


FIG. 3.7 : Evolution de la rétrodiffusion en fonction de la rugosité du sol.

En résumé, le coefficient de corrélation augmente avec la rugosité jusqu'à ce que la surface soit tellement rugueuse qu'elle soit quasi-lambertienne. La rugosité ne peut pas être réduite à σ_h ; l_c a aussi une grande influence surtout sur la localisation du maximum de $\gamma_{|||}$.

3.1.2.3 Rétrodiffusion des toits : influence des pentes/de l'incidence

La variation de $\gamma_{|||}$ en fonction de l'angle d'incidence θ est plus facile à appréhender. Globalement, $\gamma_{|||}$ décroît plus on s'écarte d'une rétrodiffusion au Nadir (Figure 3.8), sauf quand la surface est vraiment très rugueuse. Dans ce cas, on retrouve un maximum. Ce maximum soulève des interrogations.

Il pourrait être dû au passage vers le cas lambertien (graphes 3 à 4, Figure 3.7). Mais on s'attendrait à avoir une asymptôte non nulle. Serait-ce alors la limite de validité du modèle ?

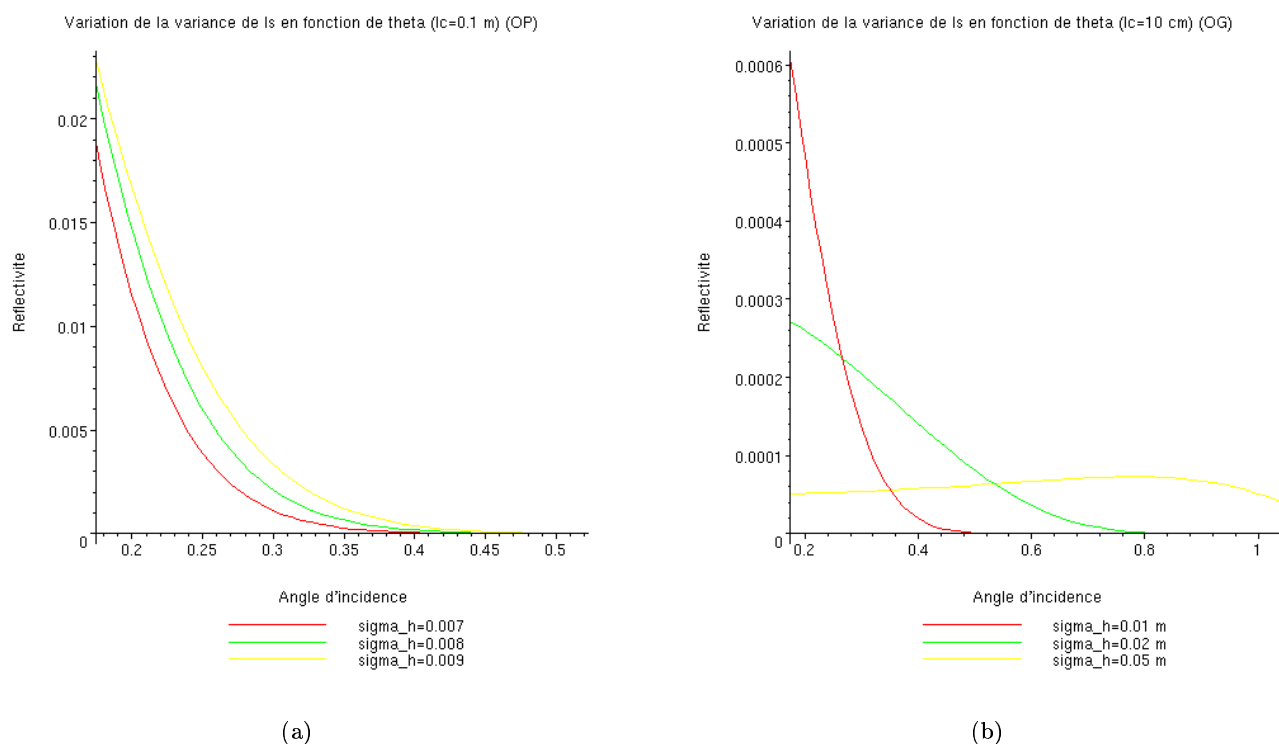


FIG. 3.8 : Variation de la variance de I_S en fonction de l'angle d'incidence pour le modèle Optique Physique (a) et le modèle Optique Géométrique (b). L'amplitude moyenne de la rétrodiffusion diminue avec l'angle d'incidence (OP et début OG) puis ré-augmente légèrement quand on tend vers le cas lambertien.

Pratiquement, cela signifie que plus les toits orientés vers le capteur seront pentus, plus ils rétrodiffuseront. En effet, l'angle local d'incidence diminue avec l'augmentation de la pente. Dans les images, les toits pentus dirigés vers le capteur seront des zones brillantes (le plus souvent des lignes) tandis que les toits opposés au capteur seront des lignes sombres.

3.1.2.4 Statistiques

Une carte de réflectivité d'un sol rugueux a été calculée en utilisant les équations précédentes (Figure 3.9). On peut vérifier que les statistiques de l'onde réfléchi par ce sol correspondent au modèle de Goodman (Paragraphe 5.1.1) : l'amplitude suit une loi de Nakagami et la phase est identiquement distribuée sur $[0, 2\pi]$. En effet, la rugosité du sol est modélisée par une variable aléatoire gaussienne ce qui implique que I_S est une variable aléatoire gaussienne circulaire. Donc le champ électromagnétique est modélisé comme une variable aléatoire ce qui correspond à la réalité. Il ne faut donc pas rajouter un bruit sur les simulations obtenues comme le réclament certains modèles afin de retrouver les lois du chatoiement.

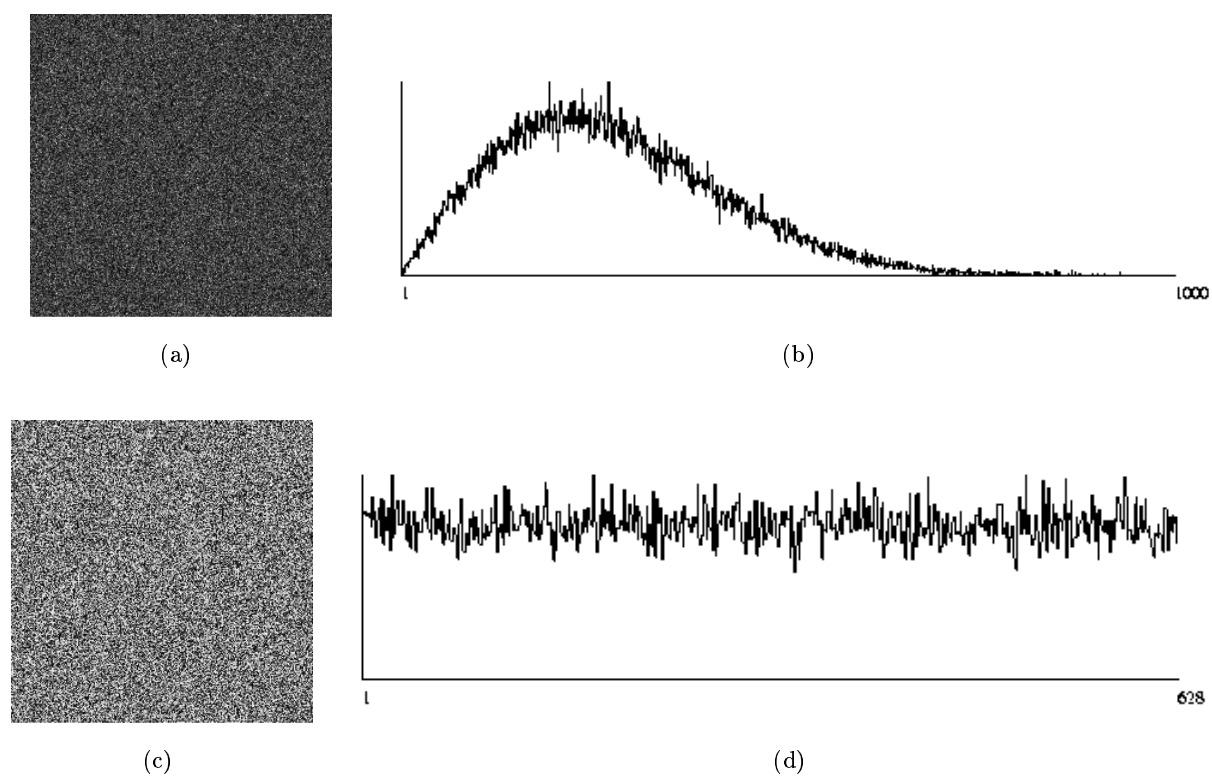


FIG. 3.9 : Simulation d'un sol rugueux pour $\theta = 40^\circ$, les paramètres électromagnétiques $\frac{\epsilon}{\epsilon_0} = 4$, $\sigma = 0.01$ et de rugosité $\sigma_h = 0.07$ et $l_c = 0.4$ (cas Optique Géométrique). La première ligne est l'amplitude de la réflectivité (a) et la loi correspondante (Nakagami) (b) et la seconde ligne est la phase de la réflectivité (c) et la loi correspondante (identiquement distribuée sur $[0, 2\pi]$) (d).

3.2 Rétrodiffusion d'un dièdre

Pour simuler la réponse d'un bâtiment, des objets doivent être pris en compte et non plus seulement des surfaces. Dans [Franceschetti et al., 2002], un modèle très simple de bâtiment est proposé : un parallélépipède avec des murs lisses et un toit rugueux posé sur un sol rugueux. La réponse d'un tel bâtiment est celle d'un dièdre formé par le mur et le sol auquel s'ajoute la réponse du toit. Dans cette section, la rétrodiffusion d'un dièdre est modélisée. Cette structure est l'une des briques de base de l'architecture urbaine. Nombre d'éléments forment effectivement un dièdre : mur/sol, escalier, balcon, rebord de fenêtre, etc.

3.2.1 Dièdre parfait

Considérons un dièdre parfait avec une arête horizontale⁵, c'est-à-dire formé de deux plans lisses perpendiculaires. Dans ce cas, seules des réflexions spéculaires existent et une modélisation relativement simple de sa section radar efficace est possible [Griesser et al., 1989, Liu et Li, 1997]. Dans le cas de la rétrodiffusion, le capteur ne recevra une réponse du dièdre que si l'angle ϕ entre l'orientation du bâtiment et le capteur est suffisamment faible pour que l'onde réfléchie soit dans le lobe à -3 dB de l'antenne. La réponse en amplitude du dièdre sera alors élevée.

Dans le cas où le dièdre est visible dans l'image radar, l'angle ϕ est quasi nul. Donc il est aisé de calculer le trajet de l'onde réfléchie par le sol puis le mur (et inversement) et de vérifier qu'il est exactement égal à celui que fait l'onde réfléchie par le bas du mur. Pour le démontrer, il suffit de considérer les triangles isocèles qui sont formés par les réflexions spéculaires.

Gouinaud [Gouinaud, 1996] a calculé la probabilité d'avoir une rétrodiffusion d'un cube de taille a pour un capteur situé à une distance R , à une altitude H du sol et dont la largeur d'antenne est L en supposant que toutes les orientations du cube sont équiprobables. Cette probabilité est égale à :

$$p_{cube}(a) = \begin{cases} \frac{\arctan(\frac{a}{L})}{\pi} & \text{si } a > \frac{0.44\lambda}{\arctan(\frac{L}{H})} \\ \frac{0.44\lambda}{2\pi L} & \end{cases} \quad (3.32)$$

Applications numériques :

Calculons cette probabilité dans le cas du capteur Aerosensing :

$H = 3561$ m, $R = 5600$ m, $\lambda = 0.0314$ m, $\delta r_a = 0.18$ m.

La taille de l'antenne synthétique (Equation 1.4) :

$L = \frac{\lambda}{\delta r_a} R = 976,9$ m

et : $\frac{0.44\lambda}{\arctan(\frac{L}{H})} = 8 \times 10^{-4}$.

Ainsi la probabilité que le capteur reçoive l'énergie provenant d'un dièdre parfait est (d'après l'Equation 3.32) :

$$\forall a, p_{cube}(a) = \frac{0.44\lambda}{2\pi L} = 0.23 \times 10^{-5}$$

Cette probabilité est très faible : moins de cinq bâtiments sur un million auraient un dièdre visible. Mais elle ne tient pas compte de l'agencement des villes où les bâtiments sont parallèles aux rues et donc si le capteur est passé parallèlement aux grands axes de la ville, il y aura plus de chances de voir des dièdres parfaits. De plus, le radar met en évidence les singularités dont les dièdres font parties. Si cela pourrait expliquer que nous ayons un grand nombre de réponses brillantes parallèles à la trace, cela n'explique pas en revanche pourquoi certains coins réflecteurs non parallèles répondent fortement.

⁵ par la suite, nous ne considérerons que les dièdres avec une arête horizontale

Le maximum de la section radar efficace (pour $\theta = 45^\circ$ et $\varphi = 0^\circ$) d'un tel dièdre est [Curlander et McDonough, 1991] :

$$SER_{max} = \frac{4\pi a^4}{\lambda^2} \quad (3.33)$$

et la largeur du lobe d'antenne correspondant à -3dB est :

$$\alpha_{3dB} = \frac{0.44\lambda}{a} \quad (3.34)$$

Plus le dièdre sera grand, plus la réponse sera directive et plus son amplitude sera grande. Pour un grand bâtiment, la réponse du coin réflecteur serait donc notablement plus élevée que dans les autres cas [Bouland, 2002] car la section efficace augmente avec la taille du dièdre.

TAB. 3.2 : Comparaison de la hauteur d'un bâtiment et de l'amplitude moyenne ($E(a)$) de la réponse du coin mur/sol sur la zone Bayard. Tous les bâtiments sont quasiment parallèles à la trace du capteur.

Bâtiments	Hauteur réelle	E(A)
A	14	4
B	5	8
C	4	3.5
D	5	3
F	9	4

Le Tableau 3.2 rapporte les valeurs moyennes de l'amplitude sur le coin mur/sol en fonction de la hauteur réelle du bâtiment (extraite d'une base BDTopo de l'IGN) obtenues pour une image RAMSES. Nous nous apercevons qu'il n'y a pas de lien évident entre la hauteur et l'amplitude. **D'autres paramètres doivent être pris en compte (tels la rugosité par exemple) et le modèle de dièdre parfait est trop simple.** Les travaux de Franceschetti et al. [Franceschetti et al., 2002] proposent de prendre en compte la rugosité du sol en conservant un mur lisse. C'est ce que nous présentons dans la suite de ce chapitre.

3.2.2 Dièdre et rugosité

Reprenons le modèle de Kirchhoff expliqué au Paragraphe 3.1.1 et adaptons-le au cas du dièdre lisse sur sol rugueux. Les notations et les repères utilisés sont ceux de la Figure 3.10.

3.2.2.1 Rétrodiffusion du mur

La réponse du mur (lisse) est la superposition de tous les rayons réfléchis spéculairement sur le mur. Son amplitude et sa polarisation sont obtenues en décomposant le champ sur la base de polarisation $(\hat{q}_i, \hat{p}_i, \hat{z})$ et en multipliant par les coefficients de Fresnel (Equations 3.8 et 3.9).

3.2.2.2 Trajet de l'onde

La contribution sol-mur est égale à la contribution mur-sol : parmi toutes les ondes diffusées par le sol, il n'y aura que celles qui suivent un trajet correspondant à une diffusion spéculaire sur le mur (supposé lisse) qui ramèneront de l'énergie vers le capteur. La longueur du trajet de l'onde qui touche d'abord le sol et après le mur est la même que celle qui arrive d'abord au mur et après au sol. Donc

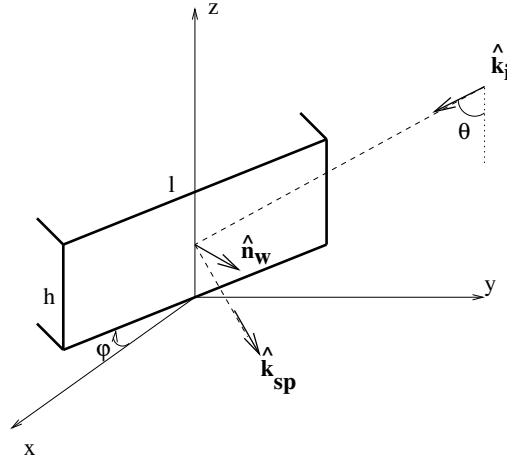


FIG. 3.10 : Géométrie du dièdre et repère cartésien associé.

la contribution totale du double rebond est le double de la contribution mur-sol. Nous écrivons les équations pour la contribution mur-sol uniquement.

Calculons la portion de sol qui est éclairée pour un mur de taille $h \times l$.

Le mur rétrodiffuse spéculairement l'onde incidente \hat{k}_i dans la direction \hat{k}_{sp} . D'après l'Equation 3.22, en remplaçant \hat{n}_s par \hat{n}_w la normale au mur :

$$\hat{k}_{sp} = \begin{bmatrix} \sin \theta \sin(2\phi) \\ \sin \theta \cos(2\phi) \\ -\cos \theta \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

L'aire A_0 du sol éclairé est obtenue en projetant le mur sur le sol selon la direction \hat{k}_{sp} :

$$A_0 = hl \tan \theta \cos \phi \quad (3.36)$$

Deux cas sont maintenant à traiter : soit le sol est moyennement rugueux auquel cas sa rétrodiffusion est modélisée par l'Optique Physique, soit le sol est très rugueux auquel cas sa rétrodiffusion est modélisée par l'Optique Géométrique.

3.2.2.3 Rétrodiffusion du dièdre avec un sol moyennement rugueux (OP)

Les coefficients S_{pq} , la variance et la moyenne de I_S se déduisent des Equations 3.3, 3.16, 3.17 et 3.18 en remplaçant \hat{n}_0 par \hat{z} , \hat{k}_i et \hat{k}_{sp} et \hat{e}_i par \hat{q}_{sp} ou \hat{p}_{sp} :

$$\hat{q}_{sp} = \frac{\hat{k}_{sp} \times \hat{z}}{|\hat{k}_{sp} \times \hat{z}|} \quad \hat{p}_{sp} = \hat{q}_{sp} \times \hat{k}_{sp}$$

Les coefficients S_{pq} combinent les coefficients de Fresnel du mur, $R_{\perp M}$ et $R_{\parallel M}$, et du sol R_{\perp} et R_{\parallel} . Finalement :

$$S_{\perp\perp} = A_h [-2R_{\perp}(\theta) \cos \theta \cos 2\phi] + B_h [\sin^2 \theta \sin 2\phi + R_{\parallel}(\theta) \sin 2\phi(1 + \cos^2 \theta)] \quad (3.37)$$

$$S_{\perp\parallel} = A_h [\sin^2 \theta \sin 2\phi + R_{\perp}(\theta) \sin 2\phi(1 + \cos^2 \theta)] + 2B_h R_{\parallel}(\theta) \cos \theta \cos 2\phi \quad (3.38)$$

$$S_{\parallel\perp} = A_h [-2R_{\perp}(\theta) \cos \theta \cos 2\phi] + B_v [\sin^2 \theta \sin 2\phi + R_{\parallel}(\theta) \sin 2\phi(1 + \cos^2 \theta)] \quad (3.39)$$

$$S_{\parallel\parallel} = A_v [\sin^2 \theta \sin 2\phi + R_{\perp}(\theta) \sin 2\phi(1 + \cos^2 \theta)] + 2B_v R_{\parallel}(\theta) \cos \theta \cos 2\phi \quad (3.40)$$

avec :

$$\begin{aligned} A_h &= R_{\perp M}(\Psi) \cos^2 \theta \cos^2 \varphi - R_{\parallel M}(\Psi) \sin^2 \varphi \\ B_h &= (R_{\perp M}(\Psi) + R_{\parallel M}(\Psi)) \cos \theta \cos \varphi \sin \varphi \\ A_v &= -B_h \\ B_v &= -R_{\perp M}(\Psi) \sin^2 \varphi + R_{\parallel M}(\Psi) \cos^2 \theta \cos^2 \varphi \end{aligned}$$

avec $\Psi = \cos^{-1}(\sin \theta \cos \varphi)$, l'angle d'incidence de l'onde sur le mur.

La moyenne et l'écart-type de I_{A_0} sont :

$$\begin{aligned} \langle I_{A_0} \rangle &= \exp[-2(k\sigma_h \cos \theta)^2] \exp[-j 2ky_0 \sin \theta] \exp\left[j kh \sin^2 \theta \frac{\sin^2 \phi}{\cos \theta}\right] \\ &\quad \times l. \operatorname{sinc}(kl \sin \theta \sin \phi) h \tan \theta \cos \phi. \operatorname{sinc}\left[kh \frac{\sin^2 \theta \sin^2 \phi}{\cos \theta}\right] \end{aligned} \quad (3.41)$$

$$\sigma_{A_0}^2 = A_0 \exp(-4k^2 \sigma_h^2 \cos^2 \theta) \pi l_c^2 \sum_{m=1}^{+\infty} \frac{(2k\sigma_h \cos \theta)^{2m}}{m!m} \exp\left[-\frac{(2kl_c \sin \phi \sin \theta)^2}{4m}\right] \quad (3.42)$$

3.2.2.4 Rétrodiffusion du dièdre avec un sol très rugueux (OG)

Pour un sol très rugueux, on reprend le modèle d'Optique Géométrique et les Equations 3.3, 3.24, 3.25 et 3.26. Les points de phase stationnaire sont les points pour lesquelles l'onde incidente provenant du mur (vecteur directeur \hat{k}_{sp}) est réfléchi spéculairement, c'est-à-dire les points pour lesquels la normale \hat{n}_s est localement égale à :

$$\hat{n}_s = \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2 \theta \sin^2 \phi}} \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} \tan \theta \sin 2\phi \\ \tan \theta \sin^2 \phi \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.43)$$

$$S_{\perp\perp} = 2[-R_{\perp}(\xi)R_{\perp M}(\Psi) \cos^2 \theta \cos^2 \varphi + R_{\parallel}(\xi)R_{\parallel M}(\Psi) \sin^2 \varphi] \cos \theta \sqrt{1 + \tan^2 \theta \sin^2 \theta} \quad (3.44)$$

$$S_{\perp\parallel} = S_{\parallel\perp} = \sin^2 \varphi [-R_{\perp}(\xi)R_{\perp M}(\Psi) + R_{\parallel}(\xi)R_{\parallel M}(\Psi)] \cos^2 \theta \sqrt{1 + \tan^2 \theta \sin^2 \theta} \quad (3.45)$$

$$S_{\parallel\parallel} = 2[-R_{\perp}(\xi)R_{\perp M}(\Psi) \sin^2 \varphi + R_{\parallel}(\xi)R_{\parallel M}(\Psi) \cos^2 \theta \cos^2 \varphi] \cos \theta \sqrt{1 + \tan^2 \theta \sin^2 \theta} \quad (3.46)$$

avec, comme précédemment, $\Psi = \cos^{-1}(\sin \theta \cos \varphi)$, l'angle d'incidence de l'onde sur le mur et

$\xi = \cos^{-1}\left(\frac{\cos \theta (\tan^2 \theta \sin^2 \varphi + 1)}{\sqrt{1 + \tan^2 \theta \sin^2 \varphi}}\right)$ l'angle d'incidence pour les points stationnaires à la surface.

La moyenne et l'écart-type de I_{A_0} sont :

$$\begin{aligned} \langle I_{A_0} \rangle &= \exp[-2(k\sigma_h \cos \theta)^2] \exp[-j 2ky_0 \sin \theta] \exp\left[j kh \sin^2 \theta \frac{\sin^2 \phi}{\cos \theta}\right] \\ &\quad \times \sqrt{1 + \tan^2 \theta \sin^2 \phi} l. \operatorname{sinc}(kl \sin \theta \sin \phi) h \tan \theta \cos \phi. \operatorname{sinc}\left[kh \frac{\sin^2 \theta \sin^2 \phi}{\cos \theta}\right] \end{aligned} \quad (3.47)$$

$$\langle I_{A_0} I_{A_0}^* \rangle = A_0 \frac{1 + \tan^2 \theta \sin^2 \phi}{4k^2 \cos^2 \theta} \frac{1}{2\pi\sigma_h^2 |C'''(0)|} \exp\left[-\frac{\tan^2 \theta \sin^2 \phi}{2\sigma_h^2 |C'''(0)|}\right] \quad (3.48)$$

soit, avec le modèle de sol gaussien de Beckmann [Beckmann et Spizzichino, 1963] :

$$\langle I_{A_0} I_{A_0}^* \rangle = A_0 \frac{1 + \tan^2 \theta \sin^2 \phi}{4k^2 \cos^2 \theta} \frac{l_c^2}{4\pi\sigma_h^2} \exp\left[-\frac{l_c^2 \tan^2 \theta \sin^2 \phi}{4\sigma_h^2}\right] \quad (3.49)$$

3.2.2.5 Problème de distance

Ce modèle est valable en régime stationnaire établi permanent, ce qui n'est pas le cas du radar RSO puisqu'on émet un chirp de durée finie et qu'on écoute son retour. Donc l'illumination n'est pas continue et les trajets sur le dièdre ont une importance : un double rebond pourrait être très en retard. En régime permanent, le capteur somme tout ce qu'il reçoit à l'instant t avec un déphasage dépendant de l'instant d'émission. Il aura bien une contribution de toute la surface A_0 alors qu'en régime impulsif, seules les contributions qui ont le même retard arrivent en même temps. Peut-on alors considérer que tous les points du double rebond (la surface A_0 définie à l'Equation 3.36) répondent dans le même pixel ? Cette hypothèse est valable pour un dièdre parfait (Paragraphe 3.2.1) mais pour des surfaces rugueuses, ce n'est pas si évident. Il faut calculer la distance parcourue par une onde dans le cas d'un dièdre sur sol rugueux.

Nous allons comparer deux rayons différents (Figure 3.11) :

- l'un est le rayon incident en M, de coordonnées (x, y, z) , sur le mur (d'équation $x = -y \tan \phi$), réfléchi spéculairement au sol en M' , de coordonnées (x', y', z') et diffracté dans la direction du capteur,
- l'autre est un rayon frappant directement le sol, mais presque sur l'arête du mur (en un point M'' , de coordonnées $(0,0,0)$) et donc diffracté directement vers le capteur.

La différence de marche entre les deux rayons vaut :

$$\Delta R = (\overline{AM} + MM') - 2BM'' \quad (3.50)$$

\overline{AM} est la distance géométrique AB .

Il faut maintenant calculer les coordonnées de M' , A et B en fonction des coordonnées de M. Dans les calculs suivants, tous les termes ne sont pas remplacés par leur expression en fonction de (x, y, z) afin de limiter la complexité des équations.

Le point M' est tel que : $\overline{MM'} \times \hat{k}_{sp} = \vec{0}$ et $z' = 0$.

Il en découle :

$$x' = x + z \tan \theta \sin 2\phi \quad (3.51)$$

$$y' = y + z \tan \theta \cos 2\phi \quad (3.52)$$

$$z' = 0 \quad (3.53)$$

avec $x = -y \tan \phi$.

Le point A, de coordonnées (x_A, y_A, z_A) est tel que : $\overline{AM'} \cdot \hat{k}_i = 0$ et $\overline{AM} \times \hat{k}_i = \vec{0}$.

Il en découle :

$$x_A = x \quad (3.54)$$

$$y_A = y' + \frac{1}{\tan \theta} (z' - z_A) \quad (3.55)$$

$$z_A = \frac{\tan \theta}{1 + \tan^2 \theta} \left[z \tan \theta (1 + \cos 2\phi) + \frac{z'}{\tan \theta} \right] \quad (3.56)$$

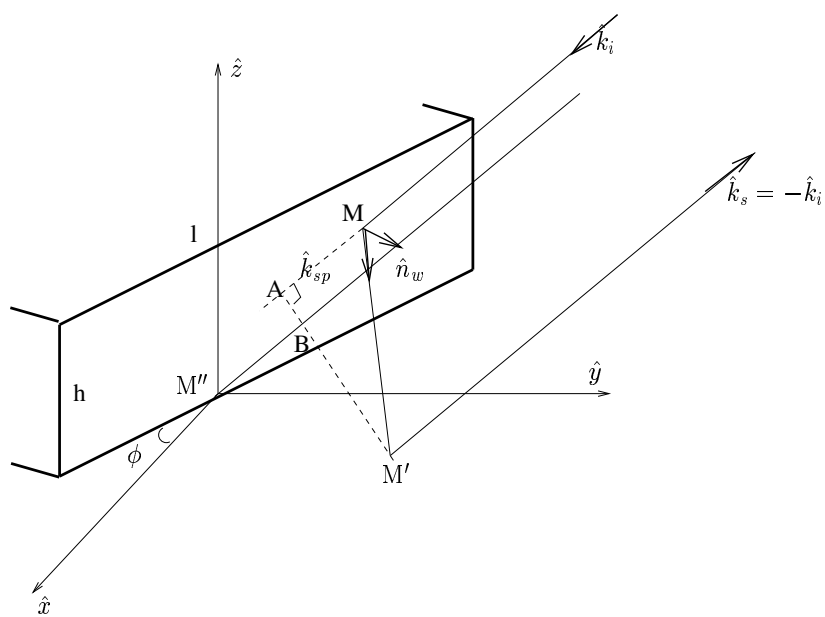
Le point B, de coordonnées (x_B, y_B, z_B) est tel que : $\overline{BM'} \cdot \hat{k}_i = 0$ et $\overline{BM''} \times \hat{k}_i = \vec{0}$.

Il en découle :

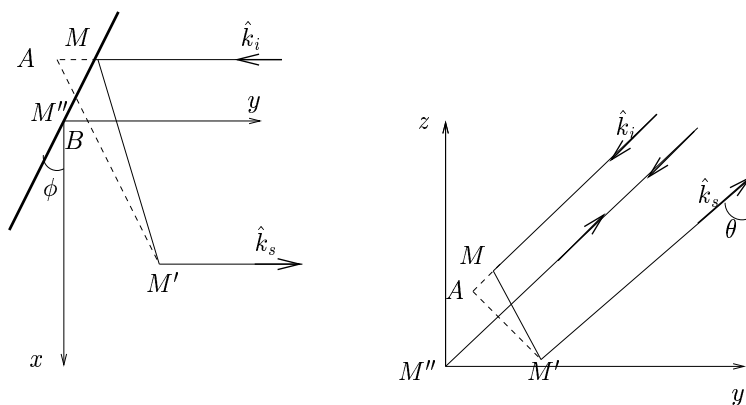
$$x_B = 0 \quad (3.57)$$

$$y_B = z_B \tan \theta \quad (3.58)$$

$$z_B = y' \cos^2 \theta \tan \theta \quad (3.59)$$



(a)



(b)

FIG. 3.11 : Rétrodiffusion avec une réflexion sur le mur et une diffraction sur le sol. Vue 3D (a) et vues projetées (b).

Avec les hypothèses suivantes : $z > 0$, $0 \leq \theta \leq \frac{\pi}{2}$ et $0 \leq \phi \leq \frac{\pi}{2}$, la différence de marche ΔR définie à l'Equation 3.50 s'écrit en fonction de x , z , θ et ϕ :

$$\Delta R = - \frac{z(\cos 2\phi + \sin^2 \phi \sin^2 \theta + \cos^2 \theta \cos^2 \phi - 1) - 2S \sin \theta \sin \phi (1 + x \cos \theta \cos \phi)}{\cos \theta \sin^2 \phi} \quad (3.60)$$

avec $S = \text{signe}(-x \cos \theta \cos \phi + z \sin \theta \cos 2\phi \sin \phi)$.

Les dérivées partielles de ΔR en fonction de x et z sont égales à, avec S défini ci-dessus :

$$\frac{\partial \Delta R}{\partial x} = \frac{2S \sin \theta}{\tan \phi} \quad (3.61)$$

$$\frac{\partial \Delta R}{\partial z} = - \frac{\cos 2\phi + \sin^2 \phi \sin^2 \theta + \cos^2 \theta \cos^2 \phi - 1}{\cos \theta \sin^2 \phi} \quad (3.62)$$

ΔR varie linéairement en fonction de x et z mais il y a une inversion de pente pour x due à S .

Pour une cellule de résolution est de taille $a \times b$, tous les trajets passant par M arriveront dans la même cellule que le trajet passant par M'' s'ils vérifient :

$$|\Delta R| \leq a \sin \theta \quad (3.63)$$

Les variations de ΔR pour plusieurs valeurs des paramètres sont tracées à la Figure 3.12, ainsi que les limites de différence de marche acceptables. Le trajet mur/sol n'est pas toujours dans ces limites : pour un point situé haut sur le mur, le trajet aura une distance proche de celui en M'' que si on s'écarte en azimuth au sein de la cellule de résolution. Il y a de grandes variations de distance selon la position de M comme on le craignait. Ce phénomène n'est pas pris en compte dans les simulations : il faudrait diminuer l'aire A_0 et tenir compte des doubles réflexions dues au dièdre sur plusieurs cellules. Ceci est d'ailleurs en accord avec la réalité car dans les images, on observe des réponses de coin réflecteur qui s'étalent sur plusieurs pixels en distance.

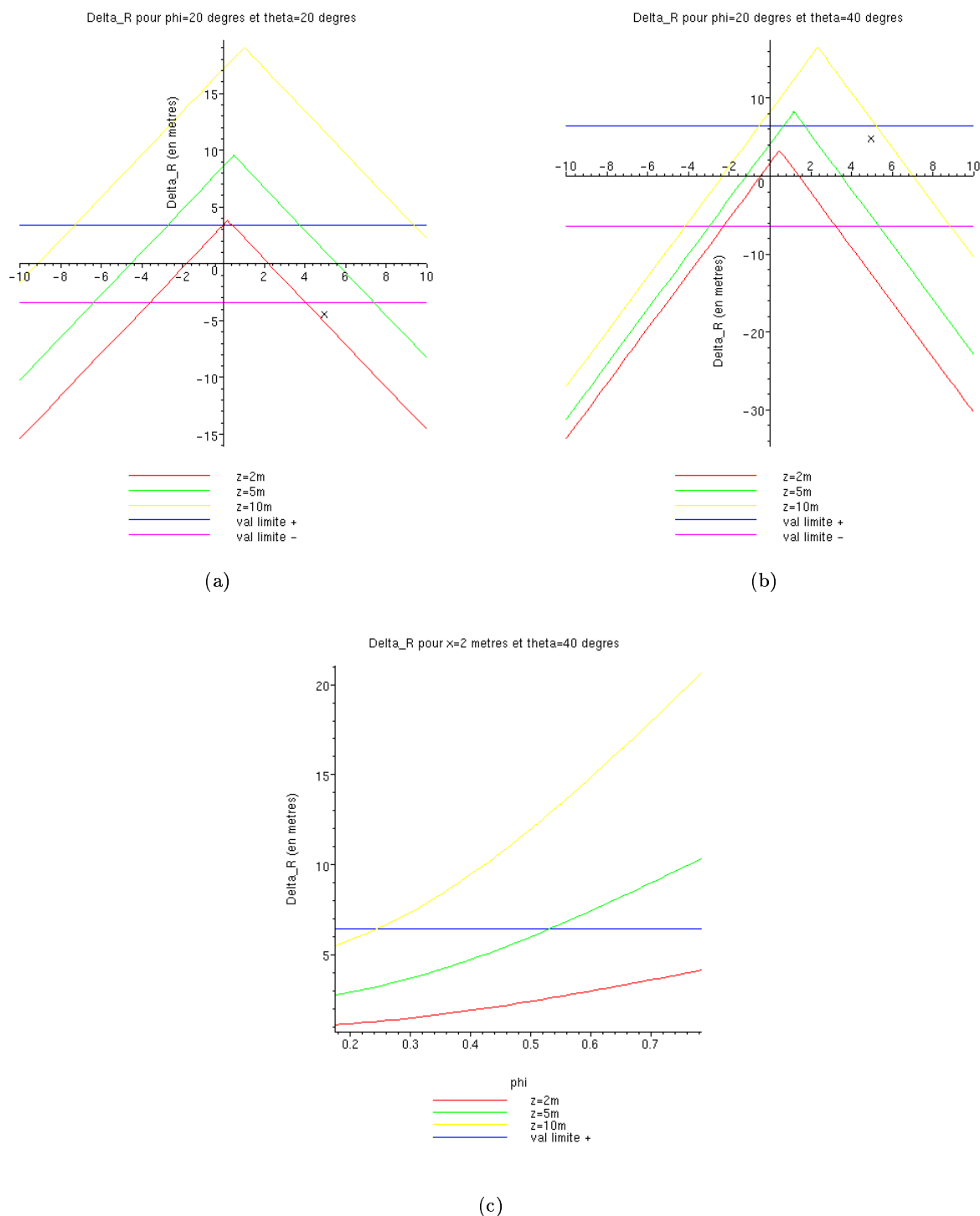


FIG. 3.12 : Différence de marche ΔR entre une réflexion sur le mur suivie d'une diffraction sur le sol et une réflexion au bas du mur. ΔR est tracé pour plusieurs valeurs de z (coordonnées du point M) en fonction de x pour $\theta = 20^\circ$ (a) et $\theta = 40^\circ$ ($\phi = 20^\circ$ dans ces deux cas) et en fonction de ϕ (pour $x = 2$ m dans ce cas).

3.2.3 Simulations

La variance de I_S est calculée pour plusieurs orientations de bâtiments en prenant les modèles de sol vérifiant les conditions du Paragraphe 3.1.1.3 (Figure 3.13).

Pour un sol moyennement rugueux (OP) et pour $\phi > 5^\circ$ le modèle est cohérent, i.e. la réponse du dièdre diminue lorsque l'angle ϕ augmente. Mais pour ϕ proche de zéro, le modèle oscille : il semblerait que l'on atteigne un cas limite.

Pour un sol très rugueux (OG), la hiérarchie entre les orientations est également bien respectée. Quand la longueur de corrélation augmente, on retrouve un comportement similaire à celui d'une surface simple (Figure 3.6) sauf pour les valeurs de ϕ inférieures à 5° . Dans ce cas, la variance $\langle I_S I_S^* \rangle$ est strictement croissante. Dans le cas où le bâtiment est parallèle à la trace, les deux rebonds sont spéculaires et donc plus il y a de points spéculaires (l_c augmente), plus l'énergie est importante.

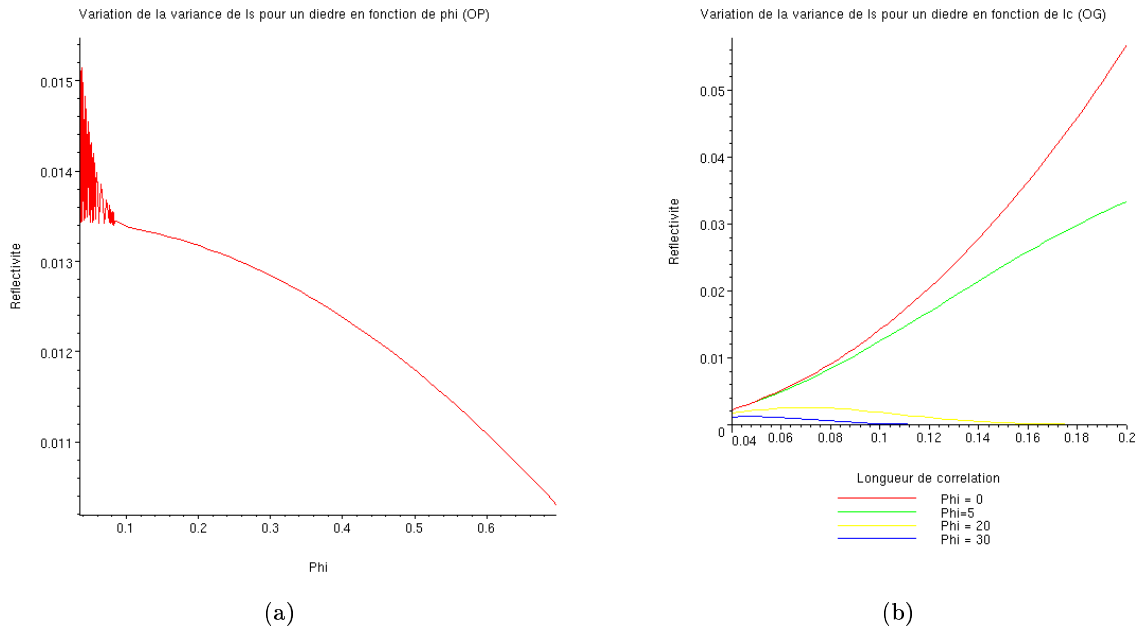


FIG. 3.13 : Variation de $\langle I_S I_S^* \rangle$ dans le cas d'un double rebond pour un bâtiment de longueur $l = 20m$ et de hauteur $h = 10m$. Le sol est modélisé avec l'Optique Physique (a) et l'Optique Géométrique (b).

Dans le premier cas, $\langle I_S I_S^* \rangle$ est tracé en fonction de ϕ pour $\sigma_h = 0.007$, $l_c = 0.05m$ et $\theta = 20^\circ$. Dans le deuxième cas, $\langle I_S I_S^* \rangle$ est tracé en fonction de la longueur de corrélation pour différentes valeurs de ϕ et pour $\sigma_h = 0.01$, $\theta = 40^\circ$. Il y a continuité du modèle OP ou modèle OG quand on sélectionne les valeurs communes de σ_h et l_c .

Les applications du modèle du dièdre sont proposées dans la Section qui suit.

3.3 Bâtiments : comparaison des simulations avec les images réelles

Les modèles de propagation sur surface seule et sur dièdre sont utilisés pour générer des cartes de réflectivité de bâtiments. L'utilisateur définit sa géométrie et en déduit les différentes zones de réflexion (simple, recouvrement, double). Les réflexions triples engendrées par les dièdres (mur-sol-mur ou sol-mur-sol) sont négligées car elles sont faibles et interviennent dans l'ombre [Franceschetti et al., 2002]. Définissons d'abord la géométrie de base des bâtiments à partir de la vérité terrain sur Dunkerque et la carte des zones de réflexions qui en découlent.

3.3.1 Modèles de bâtiments

Les simulations sont faites pour les images de Dunkerque, présentées au Paragraphe 2.1 sur les habitats résidentiels. Nous travaillerons, en particulier, sur le quartier Bayard pour lequel nous avons fait des relevés précis sur le terrain. Les bâtiments sont désignés par les noms des rues de la carte (Figure 2.4).

3.3.1.1 Types d'habitat de Bayard



FIG. 3.14 : Exemples représentatifs de l'habitat du quartier Bayard : quelques bâtiments à toit plat (première ligne) et des bâtiments résidentiels à toits en pente (seconde ligne).

Le quartier Bayard est essentiellement résidentiel, comme le quartier Cheminot : maisons individuelles mitoyennes ou petits immeubles avec des toits pentus (Figure 3.14 (c), (d) et (e)). Il y a également quelques bâtiments à toit plat (Figure 3.14 (a) et (b)), surtout dans la zone du collège ((Figure 3.14 (b)).

Deux modèles génériques de bâtiments sont ensuite utilisés pour comparer avec les images :

- bâtiment rectangulaire large à toit plat
- bâtiment rectangulaire étroit à toit pentu

Seules des fortes rugosités sont utilisées de façon à pouvoir appliquer le modèle d'Optique Géométrique (Equation 3.21). En effet, le modèle d'Optique Physique n'est valable que pour des incidences proches du nadir. Or nous souhaitons utiliser les conditions d'acquisition de RAMSES ($\theta \approx 40^\circ$). Les paramètres électromagnétiques et de rugosité des surfaces sont récapitulés au Tableau 3.3 : leur choix est très empirique et le critère majeur a été de respecter les conditions de validité de l'Optique Géométrique. Le problème du choix des paramètres est plus longuement discuté au Paragraphe 3.3.3.

Modèle	$\frac{\epsilon}{\epsilon_0}$	σ (S/m)	σ_h	l_c
sol	4	0.01	0.07	0.4
toit	3	0.01	0.02	0.11

TAB. 3.3 : Paramètres des surfaces utilisées dans les simulations de rétrodiffusion de bâtiments.

3.3.1.2 Géométrie radar correspondante

Avant de calculer la réflectivité sur chaque cellule $a \times b$, il faut déterminer quel type de rétrodiffusion est en jeu. Il existe quatre types de zones : réflexion simple, zone de recouvrement (somme cohérente de deux réflexions simples)⁶, coin réflecteur (réponse du dièdre formé par le mur de hauteur h et de largeur b) et l'ombre (pas de rétrodiffusion). Ces zones peuvent être calculées automatiquement par lancer de rayons à partir d'une carte de hauteurs de la scène. Mais comme nous ne traitons que des bâtiments simples et isolés, il est tout aussi facile de calculer manuellement ces zones.

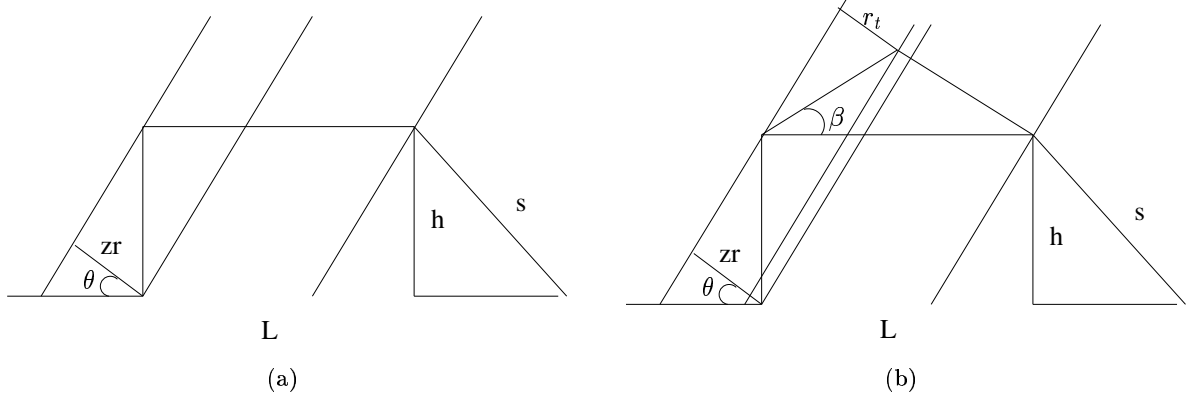


FIG. 3.15 : Géométrie des bâtiments simulés. (a) : toit plat, (b) : toit pentu

La Figure 3.15 propose les deux types de bâtiments. Les tailles de la zone de recouvrement zr et de l'ombre s sont calculés à partir des Equations 2.4 et 2.5. La position du coin réflecteur dépend des dimensions du bâtiment. Si le bâtiment est étroit et haut, le coin réflecteur peut être dans la zone d'ombre.

Pour les bâtiments pentus, le coin réflecteur sera dans le toit si :

$$zr \geq r_t \Leftrightarrow h \geq \frac{L}{2} \tan \beta \quad (3.64)$$

⁶En pratique, deux variables aléatoires I_S sont tirées, une fois avec les paramètres du sol et une fois avec les paramètres du toit ; puis les deux signaux sont ajoutés en complexe.

Dans le cas de Bayard (rue de Lavera par exemple), θ est égal à 40° et β est égal à 60° . La contrainte est : $h \geq \frac{\sqrt{3}}{2}L$.

Pour un bâtiment de deux étages ($h \approx 5\text{m}$), il faut $L \leq 5.7\text{m}$: ce sont des dimensions proches des maisons individuelles (Figure 3.14 (c), (e)). Donc souvent, le coin réflecteur sera en limite du toit pour ce type d'habitat.

Si la pente du toit β est inférieure à l'angle d'incidence θ , les deux pentes sont visibles et leur taille dans l'image radar sont δr_{av} pour la pente orientée vers le capteur et δr_{ap} pour la pente opposée au capteur :

$$\delta r_{av} = \frac{L \sin(\theta + 2\beta)}{2 \cos(2\beta)} \quad (3.65)$$

$$\delta r_{ap} = \frac{L \cos(\theta + 2\beta)}{2 \cos(2\beta)} \quad (3.66)$$

3.3.2 Simulations de signatures de bâtiments

3.3.2.1 Toit plat

Dans les SLC, plusieurs bâtiments à toit plat peuvent être isolés (Figure 3.16). La réponse du coin réflecteur est supérieure à la réponse du toit dans trois cas, par contre sa position dépend de la géométrie du bâtiment. Plusieurs configurations d'orientations et de hauteurs du bâtiment ont été simulées (Figure 3.17). Dans tous les cas, les simulations correspondent à ce qui est observé dans les images. La réponse du coin réflecteur est toujours visible, du moins pour ces valeurs de rugosité et elle augmente quand ϕ diminue. Selon la valeur de h , sa réponse est plus ou moins proche du bord du toit. Notons qu'il est possible de trouver des couples (l_c, σ_h) tels que la valeur de $\langle I_S I_S^* \rangle$ du coin réflecteur soit faible.

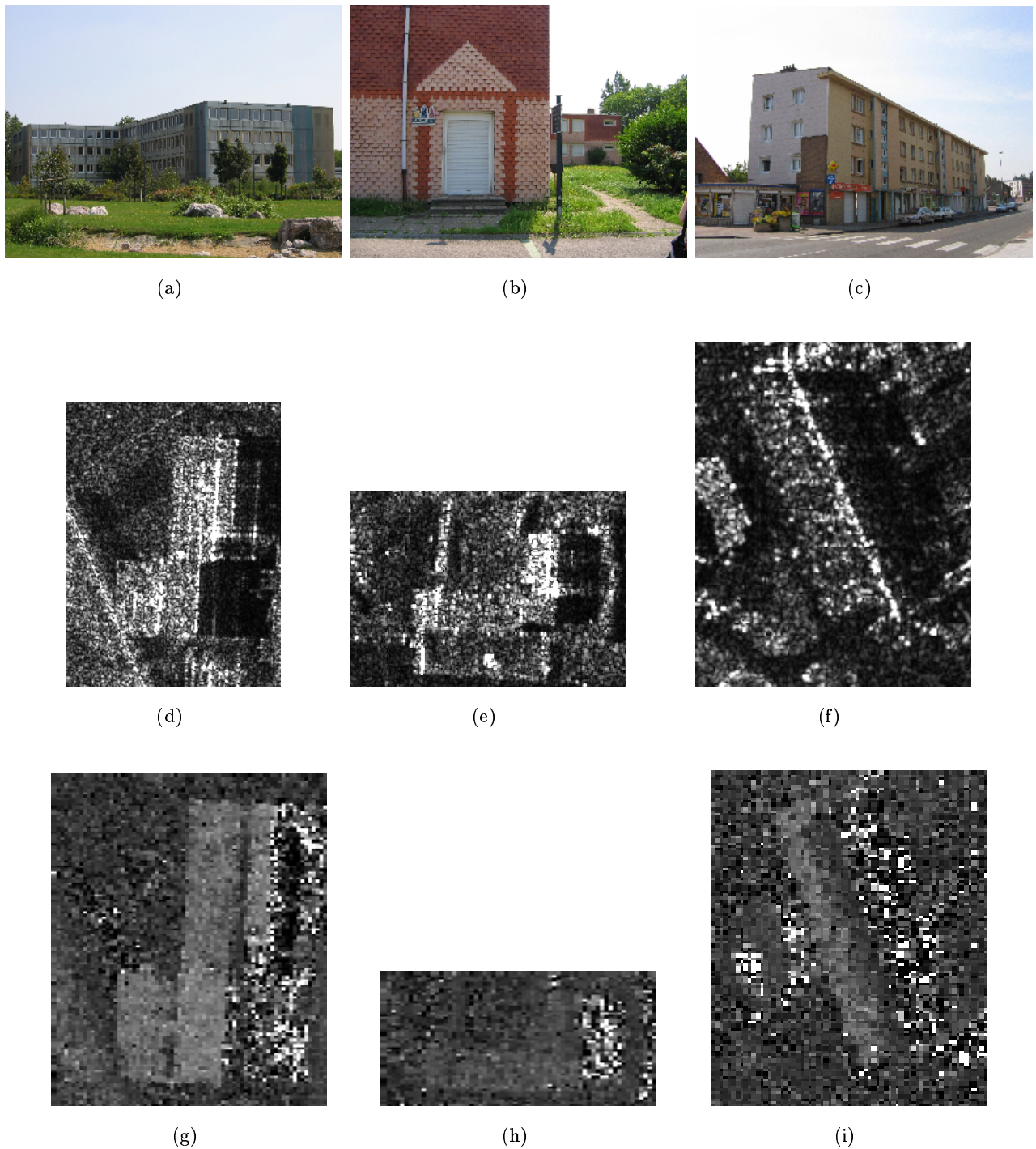


FIG. 3.16 : Exemples de toits plats photos terrain et d'images SLC correspondantes. Les interférogrammes en six vues sont à la troisième ligne, ils sont zoomés pour une meilleure lisibilité. Les lignes sombres sur le toit correspondent à un passage au sol : c'est la réponse du dièdre.

(a) : collège, (b) : administration collège, (c) : rue de la République

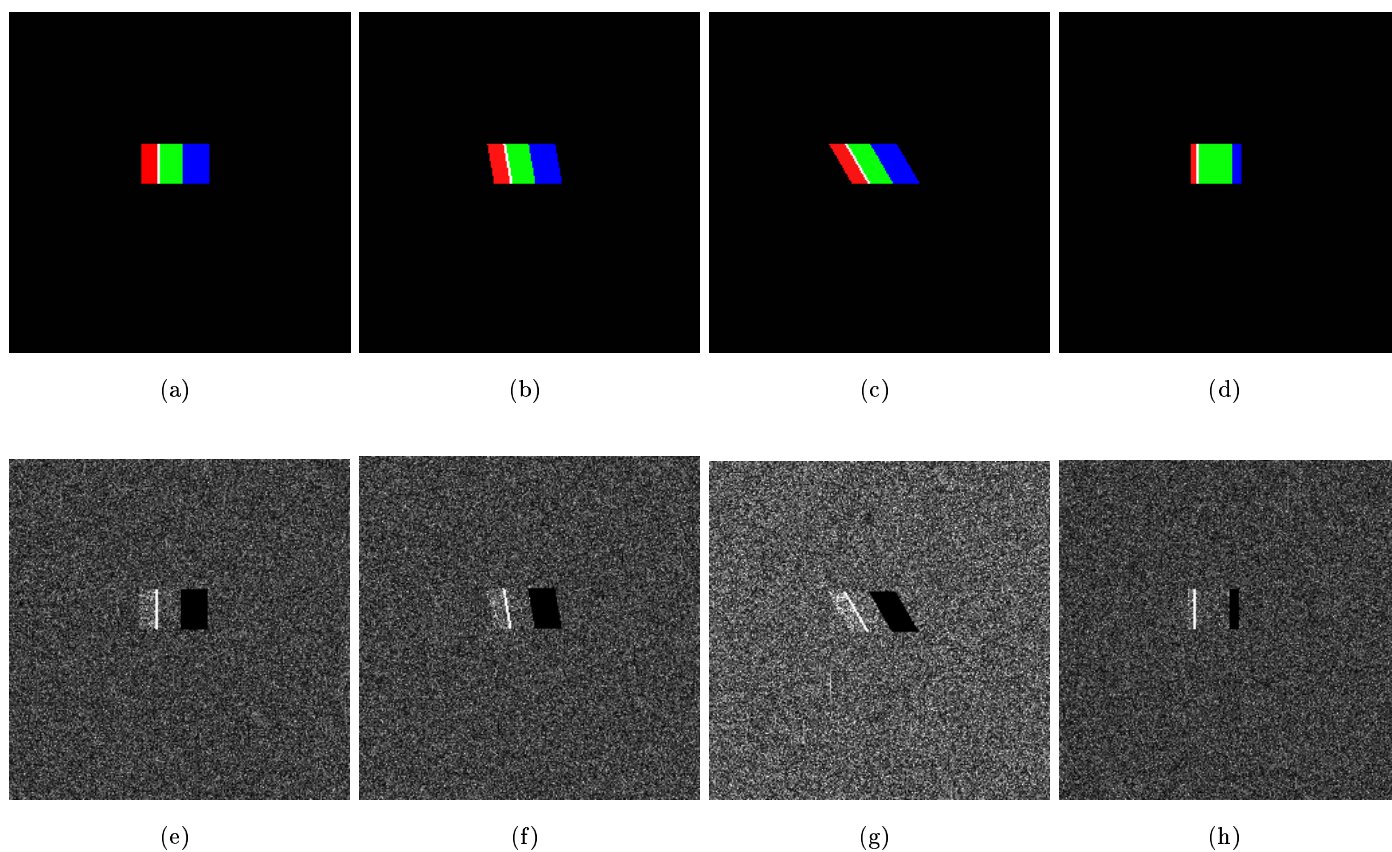


FIG. 3.17 : Simulation de réflectivité de bâtiments à toit plat. Les différents types de réflexion sont les images de la première ligne (bleu = ombre, rouge = zone de recouvrement, blanc = coin réflecteur, vert = toit seul), la deuxième ligne présente les réflectivités. Le coin réflecteur a une réponse forte dans tous les cas.

$\theta = 40^\circ$ dans tous les cas.

(a) : $h = 15$ m, $\phi = 0^\circ$, (b) : $h = 15$ m, $\phi = 10^\circ$, (c) : $h = 15$ m, $\phi = 30^\circ$, (d) : $h = 5$ m, $\phi = 0^\circ$

Bien que les paramètres σ_h et l_c soient très différents pour les deux surfaces, les radiométries sont proches. En effet, les courbes de réflectivité ne sont pas monotones en fonction de ces deux paramètres (Figure 3.6) et les effets des deux paramètres se compensent.

3.3.2.2 Toits pentus

La variété de bâtiments à toit pentu est plus riche. Nous avons extrait deux cas représentatifs de l'ensemble des configurations les plus fréquentes (Figure 3.18) : un bâtiment à toit peu pentu (église) où les deux pentes du toit sont visibles et un bâtiment à toit très pentu (école et rue Lavera) où seule la pente vers le capteur réfléchit.

Pour comprendre le fonctionnement des toits pentus plusieurs simulations ont été réalisées (Figure 3.19). Pour avoir deux lignes brillantes (l'une attachée au toit pentu, l'autre au coin réflecteur), il faut un bâtiment très haut (Figure 3.19 (h)). Entre les deux lignes, le sol devant le bâtiment répond seul. Dans les autres cas, le coin réflecteur est absorbé par la réponse de la pente du toit. L'angle d'incidence sur le toit étant très petit, l'amplitude de la réflectivité est grande et le coin réflecteur n'est plus visible. C'est la réponse du toit qui domine. Ceci concorde avec les images réelles où la phase interférométrique des lignes brillantes n'est pas celle du sol mais bien celle du toit !

Le cas de l'école est intéressant car après le bâtiment, une seconde ligne brillante est visible (Figure 3.18 (d)). L'interférogramme montre que cette ligne est au sol. Sans vérité terrain, il serait tentant de penser que cette ligne correspond au coin réflecteur. Mais ceci est impossible comme le montrent les simulations car le bâtiment est trop bas pour avoir un coin réflecteur qui répond si loin du bâtiment. Par contre, l'école est entourée d'une petite barrière en ciment (Figure 3.18 (a)) qui est certainement à l'origine de cette deuxième ligne brillante.

Pour l'église, il y a une ligne au sol dans la réponse du toit : c'est le coin réflecteur qui n'apparaît pas très nettement dans l'amplitude. Dans les simulations, le coin réflecteur est bien marqué dans le toit (Figure 3.19 (a)) mais il n'apparaît pas dans l'amplitude (Figure 3.19 (b)). Il faudrait pouvoir calculer un interférogramme simulé pour bien vérifier l'information contenue dans la phase.

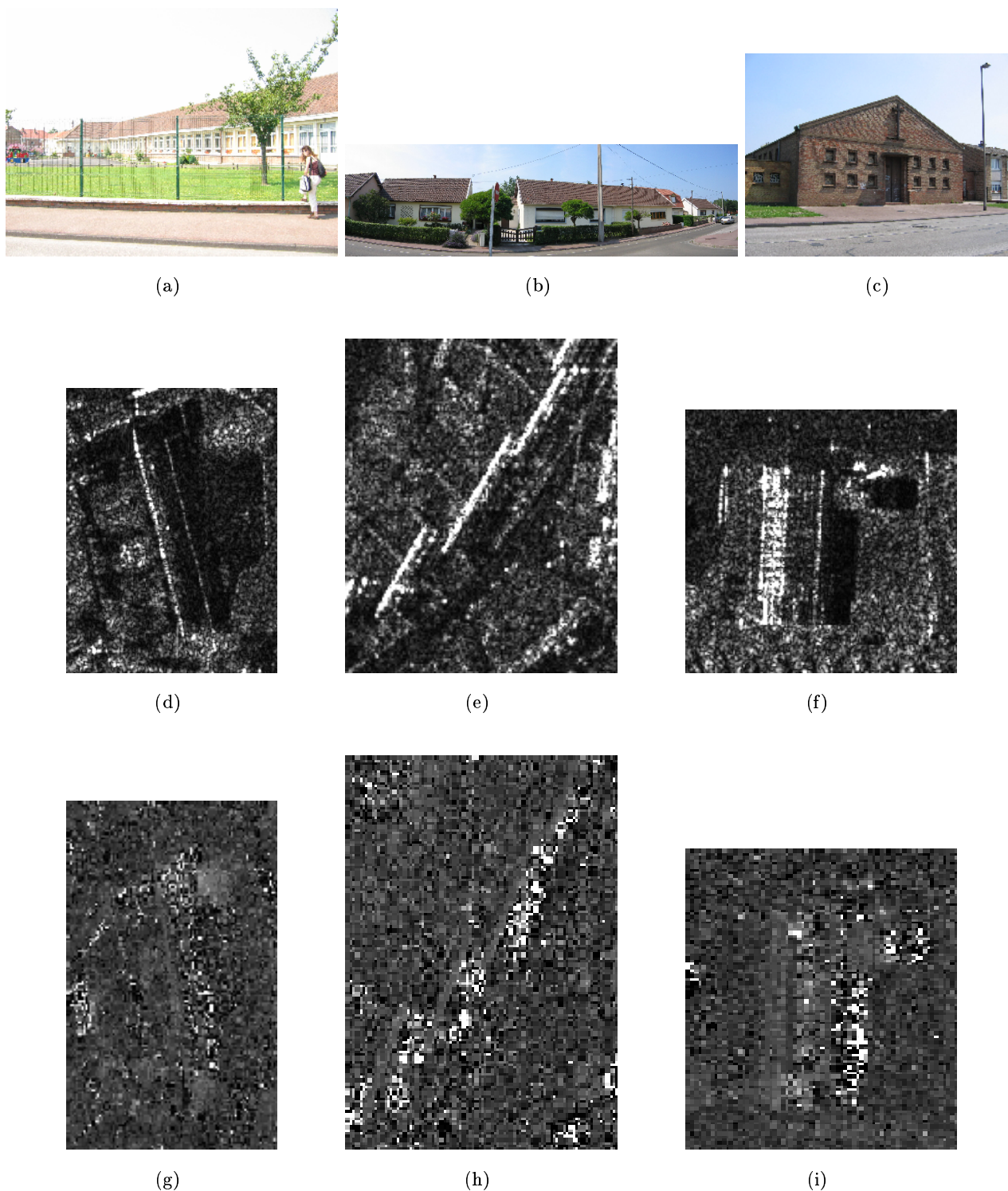


FIG. 3.18 : Exemples de toits pentus dans les images SLC et photos terrain correspondantes. Les interférogrammes en six vues sont à la troisième ligne, ils sont zoomés pour une meilleure lisibilité. Pour l'école et rue Courchelette, les réponses brillantes ont des phases élevées : elles sont sur le toit. Pour l'église, on voit une ligne sombre dans la partie plus élevée du toit : c'est certainement le coin réflecteur.
 (a) : école, (b) : rue Courchelette, (c) : église

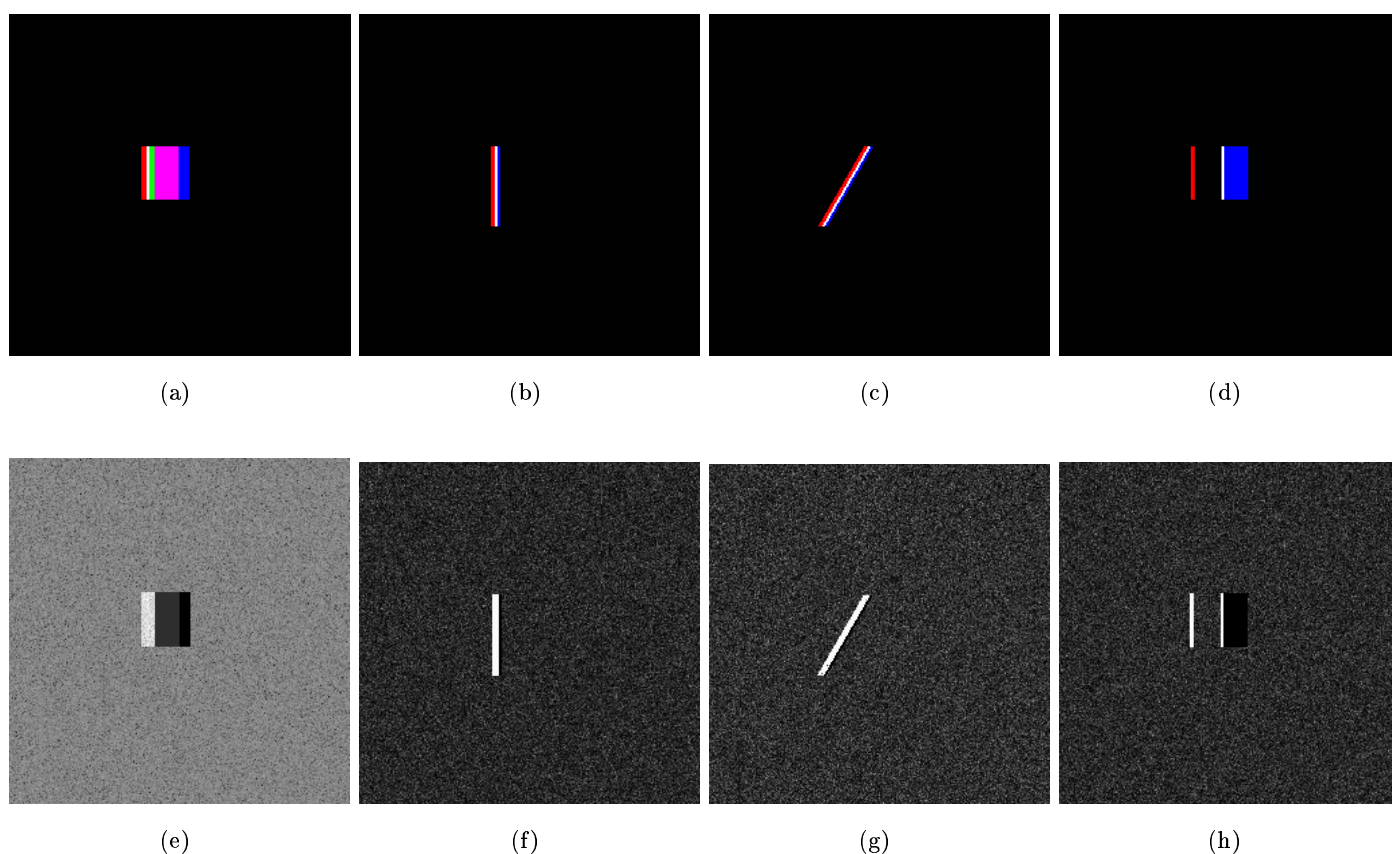


FIG. 3.19 : Simulation de la réflectivité de bâtiments à toit pentu. Les différents types de réflexion sont les images de la première ligne (bleu = ombre, rouge = zone de recouvrement, blanc = coin réflecteur, vert = pente orientée vers le capteur, magenta = pente non-orientée vers le capteur), la deuxième ligne présente les réflectivités. $\theta = 40^\circ$ dans tous les cas. (a) : cas de l'église, $h = 10$ m, $\phi = 0^\circ$, $\alpha = 15^\circ$, (b) : $h = 3$ m, $\phi = 0^\circ$, $\alpha = 40^\circ$, (c) : cas de la rue Courchelette, $h = 3$ m, $\phi = 30^\circ$, $\alpha = 40^\circ$, (d) : $h = 30$ m, $\phi = 0^\circ$, $\alpha = 40^\circ$. L'amplitude en (e) est affichée en dB ce qui lisse l'effet du speckle.

3.3.3 Les limites de l'approche

Ce modèle a plusieurs limites que nous pouvons regrouper en trois familles : le domaine de validité des approximations, la connaissance des paramètres électromagnétiques et de rugosité et la géométrie des modèles.

3.3.3.1 Domaine de validité des modèles

Les approximations successives des équations de Maxwell nécessitent un grand nombre d'approximations (Figure 3.2). La première hypothèse est que l'on travaille en régime permanent stationnaire établi. Or le principe du radar est d'émettre une impulsion de durée finie et d'attendre le retour de l'onde. Le modèle analytique de Kirchhoff ne prend pas en compte le temps donc la détermination de la case distance où la scène répond n'est pas modélisée. Pour réintroduire cette propriété (essentielle), il faudrait se tourner vers les méthodes numériques, par exemple la FDTD [Yee, 1966, Bouland, 2002]. Mais les temps de calculs deviennent beaucoup plus lourds et cela nécessite de grandes capacités informatiques. De plus ces modèles ne rendent pas forcément compte du phénomène de chatoiement et la rugosité est aussi difficile à introduire. Souvent les coefficients de Fresnel sont juste modifiés plutôt que de simuler une véritable rugosité.

Le deuxième problème est l'approximation "onde plane". Si elle est vérifiée pour les systèmes satellitaires, elle ne l'est plus pour les systèmes aéroportés où l'angle d'incidence varie considérablement entre le début et la fin de la fauchée (plus de 30° d'écart). Les simulations ne modélisent pas les variations d'angle d'incidence et imposent donc de travailler sur de petites fauchées. L'approximation de Kirchhoff ramène le problème à des plans tangents locaux. Cette hypothèse est valable pour les surfaces continues (par exemple, le béton, le bitume) mais elle sera fautive pour les surfaces plus chaotiques (par exemple, l'herbe).

S'il est possible de s'affranchir de ces deux précédentes remarques, il reste néanmoins une limite importante pour l'Optique Physique car elle n'est valable que pour des angles d'incidence proches du nadir [Kong, 1992]. Les images Bayard ont été acquises avec un angle d'incidence autour de 40°. Dans ce cas, il n'est pas possible de simuler des images avec des surfaces peu rugueuses ce qui entraîne un biais dans nos simulations. La rugosité des sols en termes d'écart-type des hauteurs et de longueurs de corrélation doit être choisie pour être valide au regard d'un modèle. Cela interdit certaines combinaisons de paramètres qui peuvent pourtant exister sur le terrain.

Enfin des résultats peu fiables sont obtenus pour des angles d'incidence supérieurs à 60° en Optique Géométrique alors qu'aucune hypothèse ne semble être faite sur l'angle d'incidence. L'Optique Physique a également une zone non valable pour une orientation de bâtiment ϕ inférieure à 5°.

Malgré toutes ces limites, les approximations de Kirchhoff, de l'Optique Physique et Géométrique restent des outils performants et faciles à mettre en œuvre avec des résultats qui sont en accord avec les images réelles. Il faut cependant toujours bien se rappeler des conditions de validité. Les domaines de validité varient légèrement d'un auteur à l'autre... Nous avons fait une synthèse de l'ensemble des conditions trouvées.

3.3.3.2 Paramètres

Un problème majeur pour simuler la propagation électromagnétique est le choix des paramètres descriptifs des surfaces. Pour la rugosité, il faudrait pouvoir faire des mesures de profils sur des échantillons de type bétons, crépi, herbe... Mais la diversité des surfaces est telle qu'il est difficile d'avoir une base de données exhaustive.

Les paramètres choisis ne sont souvent fondés que sur des intuitions et quelques exemples trouvés dans des articles. Il serait bon de les valider expérimentalement.

De plus, l'interaction entre l_c et σ_h est complexe, surtout en Optique Géométrique où les courbes ne sont pas monotones (Figure 3.6). Il est tout à fait possible de trouver des couples qui annulent

la réponse du dièdre ou qui renforcent la réponse du toit. Il suffit d'une très légère variation d'un paramètre pour beaucoup modifier l'amplitude de l'onde. Ainsi, en l'absence d'une connaissance exacte des paramètres réels, l'ajustement des paramètres ne peut se faire sans connaître les images radar, ce qui biaise les simulations.

Le choix de a et b est également très important. La taille de la cellule élémentaire doit être grande devant la longueur d'onde. En bande X, la cellule doit avoir une taille d'au moins $3\text{m} \times 3\text{m}$. Nous sommes loin des résolutions de nos images. Donc il est nécessaire de faire la synthèse radar à partir des cartes de réflectivité.

Le modèle de sol de Beckmann et Spizzichino a une seule dimension or les simulations sont faites pour des modèles tridimensionnels de surface. Il y a donc une incohérence. Cependant l'extension à la deuxième dimension complique les calculs d'intégrales. De plus, que faut-il choisir comme fonction de corrélation ? $C(l_x, l_y) = e^{-\frac{(l_x+l_y)^2}{l_{cx}l_{cy}}}$ ou $C(l_x, l_y) = e^{-\frac{l_x l_y}{l_{cx}l_{cy}}}$? Ces deux modèles ne sont, de plus, valables que pour des surfaces stationnaires.

De plus, le cas gaussien est un peu simpliste par rapport à la réalité. Il est possible de le remplacer par une fonction exponentielle qui suit mieux les relevés expérimentaux⁷. C'est le modèle utilisé dans [Taket et al., 1991].

3.3.3.3 Géométrie des modèles

Les simulations ont été faites sur des modèles simples. En automatisant le calcul des zones d'ombre et de recouvrement, il est possible d'agencer un grand nombre d'objets pour simuler une ville [Franceschetti et al., 2003a]. Mais pour l'instant les formes géométriques autorisées sont des surfaces planes et des dièdres en angle droit. C'est quelque peu limitatif!

Par exemple, le gymnase (Figure 3.20 (b), (c), (e)) présente au radar un dièdre à mi-hauteur et ce dièdre n'est pas en angle droit. Que se passe-t-il alors ? Quelle est la distance parcourue par l'onde dans un tel dièdre ? Est-ce que cela a une incidence seulement sur l'amplitude ? Dans l'image radar (Figure 3.20 (e)), le coin réflecteur est quasiment aligné avec la réponse de la barrière.

La piscine (Figure 3.20 (a), (d)) a un toit surmonté de plusieurs "cheminées" basses dont la deuxième rangée apparaît clairement dans l'image radar (six points brillants alignés) (Figure 3.20 (d)). Par contre la première rangée semble confondue avec le coin réflecteur. Les calculs de hauteur confirment cette hypothèse mais il est difficile de construire un modèle 3D si précis et de prendre en compte toutes les réflexions.

Un autre élément très présent est le trièdre qui piège l'énergie quelle que soit son orientation et il n'est pas représenté dans les simulations.

La cité Bayard (Figure 3.21) est un exemple un peu extrême : la forme des bâtiments est complexe avec des recoins, des balcons, des avancées dans les façades et des toits très compliqués. Comment simuler cela ? D'un point de vue architectural, cette cité est une réussite mais pour le radariste, c'est une horreur ! Mais en connaissant le terrain, l'image radar est parfaitement logique (heureusement). Par contre, sans connaissance a priori, il est très difficile d'imaginer la véritable architecture de la cité à partir des images. L'interférogramme nous donne quand même des informations en montrant les variations de hauteur sur les toits. La plateforme des quatre bâtiments rectangulaires centraux est également visible : sa phase est légèrement supérieure à celle du sol. Elle est effectivement située à environ 2.5 mètres au-dessus du sol.

Conclusion

Ce chapitre a proposé une approche électromagnétique pour simuler la signature radar des bâtiments. Le but était de comprendre les réponses observées dans les images réelles et d'infirmier ou

⁷dixit Pr. Riccio, Université de Naples

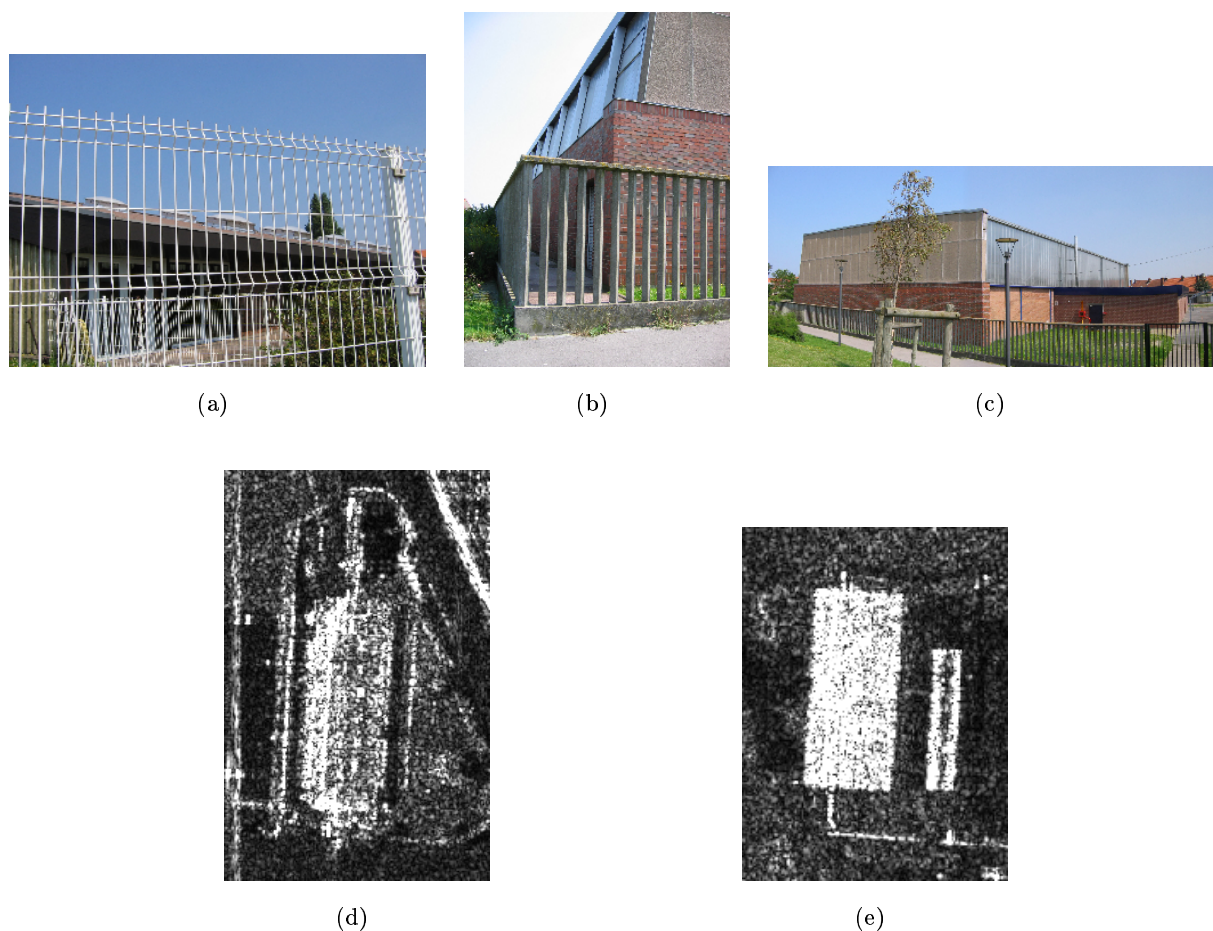


FIG. 3.20 : Deux exemples, issus du quartier Bayard, difficiles à modéliser et à interpréter : (a) et (d) la piscine - (b), (c) et (e) le gymnase

valider les hypothèses avancées. Une vérification sur le terrain a permis d'enrichir la validation. La comparaison entre les trois sources de données (simulations, images radar, photos) montre une bonne adéquation du modèle.

Le quartier Bayard est constitué de toits en pente qui répondent fortement et peuvent être confondus avec la réponse du coin réflecteur si on n'y prend garde.

Une application idéale des simulations serait de donner une clef pour l'inversion des images radar vers les propriétés des surfaces. Mais ceci reste une utopie face à la complexité des équations. Trop de paramètres interagissent les uns avec les autres, sans compter que des configurations géométriques très différentes peuvent amener à des résultats similaires [Bouland, 2002]. Les simulations sont plutôt une aide à la compréhension et une validation d'hypothèses. Il reste beaucoup de travail à fournir dans ce domaine. La première étape serait de faire la synthèse des images à partir des cartes de réflectivité puis d'étendre les modèles pour couvrir toutes les surfaces. Le but ultime est de calculer des interférogrammes à partir d'images RSO simulées.

Grâce à cette étude, le signal des images RAMSES sur Dunkerque est mieux compris et quelques caractéristiques de la signature d'un bâtiment ont été mises à jour. **La réponse d'un bâtiment, à base rectangulaire, contient dans la grande majorité des cas : une ligne brillante correspondant au dièdre sol/mur, une ombre, une zone de recouvrement. Dans le cas d'un toit pentu, une autre ligne brillante apparaît ou remplace le coin réflecteur quand le toit est**

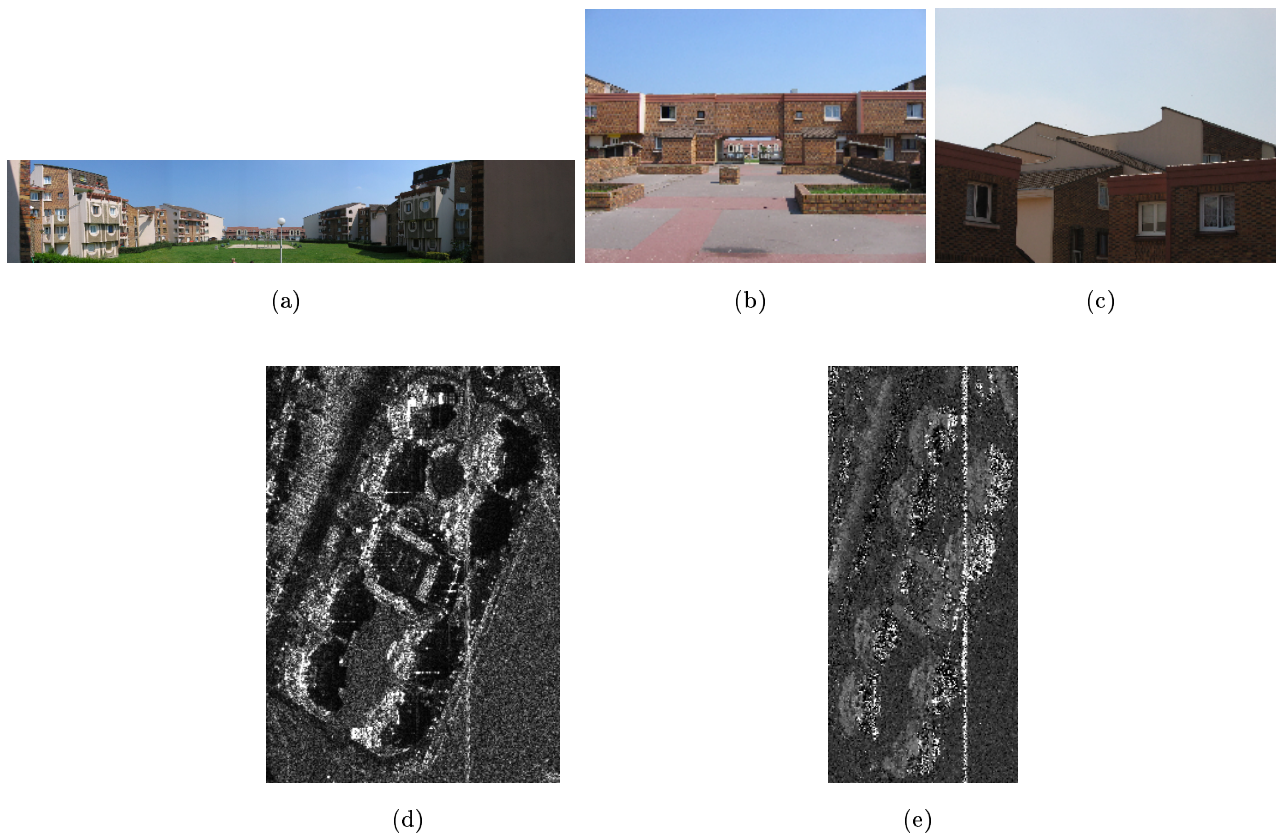


FIG. 3.21 : *La cité Bayard : une architecture bien trop complexe pour les simulations... (a) : vue prise à partir du bâtiment central sur la cour du bas de l'image radar. A l'époque de la prise de vue des images radar, il n'y avait pas les jeux pour enfants. (b) : plateforme centrale à hauteur du premier étage des bâtiments rectangulaires. (c) : détail sur les toits d'un des huit bâtiments des côté. (d) : SLC sur la cité Bayard, (e) : interférogramme six vues correspondant.*

très pentu. Lors de la reconstruction 3D, nous utiliserons le coin réflecteur et l'ombre comme deux indications de la présence et de la forme d'un bâtiment tout en sachant qu'il existe des cas où le coin réflecteur est masqué.

Chapitre 4

Découpage en sous-vues : caractérisation de la stabilité des points

Dans le chapitre précédent, les simulations électromagnétiques ont prouvé leur intérêt pour la validation d'hypothèses sur la structure de la scène ; par contre, elles sont trop complexes pour être inversées ou pour traiter automatiquement une image radar entière. Une approche intermédiaire entre le traitement de l'image et la propagation électromagnétique est l'exploitation du spectre fréquentiel. En effet, grâce à la synthèse RSO (Chapitre 1), le spectre trace la réponse angulaire (azimut) et fréquentielle (distance) de la scène. Il est alors possible d'étudier la stabilité d'un objet au regard de l'angle d'incidence azimutal ou de la fréquence de l'onde émise en découpant des parties du spectre appelées *sous-vues* ou *sous-bandes*. Le découpage en sous-vues a été utilisé pour plusieurs applications dans la littérature :

- l'amélioration des paramètres polarimétriques [Ferro-Famil et al., 2003, Colin et Tria, 2004a]
Le calcul des coefficients α , H [Cloude et Pottier, 1996] suppose que les propriétés polarimétriques d'une surface sont stables pour tous les angles d'incidence de l'antenne réelle. Or ce n'est pas toujours vrai. La décomposition en sous-vues permet d'isoler les vues où les coefficients polarimétriques varient beaucoup et d'affiner les coefficients finals.
- le filtrage des lobes secondaires par la méthode SVA¹ [Degraaf, 1998]
Les lobes secondaires des sinus cardinaux sont plus ou moins atténués selon les sous-vues. Le SVA est une méthode de combinaison linéaire des sous-vues spectrales pour éliminer les lobes secondaires. L'estimation de la valeur optimale des coefficients de la combinaison linéaire est au cœur du SVA.
- la détection de cible [Kapoor et Nandhakumar, 1995, Henry et al., 2003]
La position des forts réflecteurs varie d'une sous-vue à l'autre. Cela donne des indications sur le type de cible qui est observé.

Dans ce chapitre, nous proposons un outil pour exploiter l'information des sous-vues d'une seule SLC sur une grande scène et caractériser automatiquement les pixels. Cette analyse permet d'isoler plusieurs types de réflexions : spéculaires ou diffuses. L'exploitation du découpage en sous-vues azimutales est d'abord présentée (Section 4.1). La méthodologie est transposable au cas du découpage en distance mais l'interprétation physique diffère (ce sont des phénomènes de résonance qui sont en jeu). La fusion des différentes vues est faite sur un critère d'entropie. La méthode est comparée à une approche plus classique : la corrélation complexe [Henry et al., 2003, Henry, 2003] (Section 4.2). Grâce à l'entropie, deux catégories de points sont identifiées : les points stables qui apparaissent dans toutes les sous-vues et les points instables qui n'apparaissent que dans certaines sous-vues. Les points stables sont utilisés pour améliorer l'estimation de la phase interférométrique sur les coins réflecteurs (Section 4.3).

¹SVA = Spatially Variant Apodization

4.1 Signal des sous-vues

4.1.1 Dans quelle sous-vue répond un objet ?

La direction azimutale est la direction de vol du porteur et chaque position correspond à la variation de fréquence due à l'effet Doppler (§1.1.2.2). Dans les images RSO focalisées, chaque point est éclairé plusieurs fois par le faisceau de l'antenne réelle qui a une largeur à 3.92 dB égale à (Equations 1.15 et 1.4) :

$$\alpha_{3.92dB} = \frac{\lambda}{L} = \frac{\lambda}{2\delta r_a} \quad (4.1)$$

avec L la taille de la véritable antenne.

La sélection d'une sous-bande en azimut correspond à la sélection d'une partie de l'antenne et donc d'une certaine plage d'angles d'incidence (Figure 4.1) : l'image d'une sous-bande est la réponse qui serait reçue si l'onde avait été émise uniquement par cette partie de l'antenne (i.e. avec un dépointage azimutal).

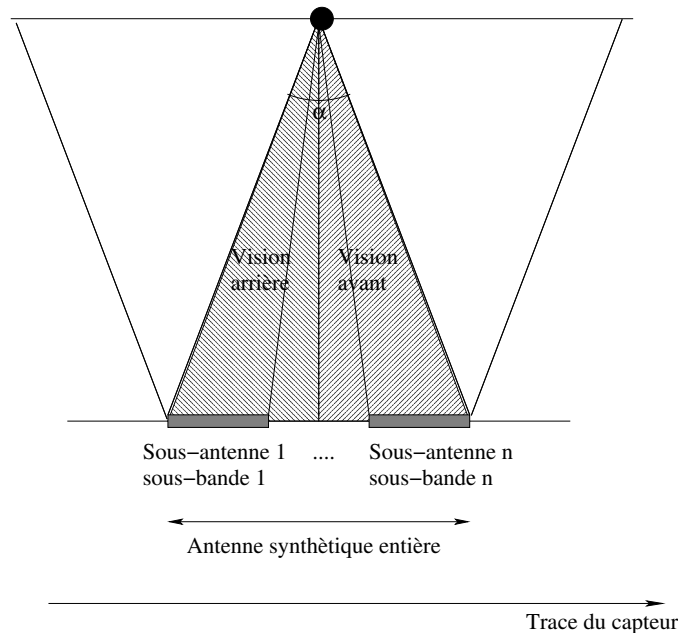


FIG. 4.1 : *Illumination d'un même point au sol plusieurs fois par l'antenne réelle du capteur. Le signal reçu au niveau de l'antenne synthétique correspond à la somme de plusieurs signaux reçus sur la véritable antenne. Chaque sous-bande correspond à une sous-antenne de l'antenne synthétique donc à un angle d'éclairage de l'objet.*

Les surfaces rugueuses (au sens de Rayleigh) sont quasiment lambertiennes et isotropes si la rugosité est grande devant la longueur d'onde. La même intensité de rétrodiffusion sera donc observée dans chaque sous-bande.

Le milieu urbain est très hétérogène et contient de nombreux trièdres et dièdres. Les premiers rétrodiffusent de façon quasi-isotrope ; par contre, les seconds peuvent avoir un diagramme de rétrodiffusion soit large (cas d'une surface rugueuse), soit directif (cas d'une surface lisse) (Chapitre 3). Dans le cas directif, l'objet n'apparaîtra que dans une ou deux sous-vues.

Considérons le problème en deux dimensions pour le simplifier et comprendre de manière générale le contenu des sous-vues (Figure 4.2)².

²Une autre interprétation possible est de considérer l'objet comme une antenne au lieu de le prendre point à point.

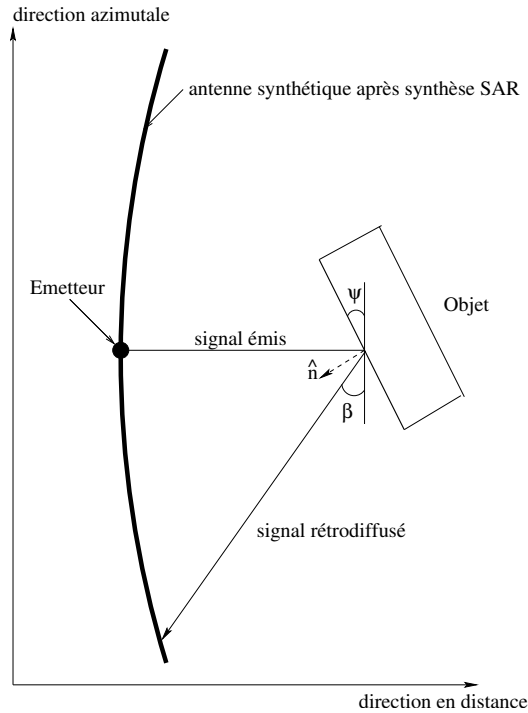


FIG. 4.2 : Illustration des notations utilisées pour les orientations des bâtiments et les angles du signal rétrodiffusé.

Si Ψ est l'angle entre l'orientation d'un objet et la trajectoire du porteur (Figure 4.2), le maximum de rétrodiffusion, correspondant à une réflexion spéculaire, sera obtenu pour un angle d'incidence β tel que :

$$\beta = \frac{\pi}{2} - 2\Psi \quad (4.2)$$

Donc un objet lisse sera vu uniquement dans la sous-bande contenant β .

Chaque sous-vue correspond à une ouverture angulaire de $\frac{\alpha}{N}$. Dans la sous-bande i , les objets directs qui sont visibles, sont ceux dont l'angle d'orientation Ψ (Figure 4.2) est tel que :

$$\beta \in [\omega_i, \omega_{i+1}] \Rightarrow \Psi \in \left[\frac{\omega_i}{2}, \frac{\omega_{i+1}}{2}\right], \text{ si } i \geq 1 \quad (4.3)$$

$$\beta \in [\omega_{i+1}, \omega_i] \Rightarrow \Psi \in \left[\frac{\omega_{i+1}}{2}, \frac{\omega_i}{2}\right], \text{ si } i \leq -1 \quad (4.4)$$

avec $\omega_i = \arctan\left(\frac{2i}{N} \tan \frac{\alpha}{2}\right)$ et $i \in \left[-\frac{N}{2}, \frac{N}{2}\right]$ (Figure 4.3).

Ainsi la décomposition azimutale donne des informations sur la directivité des objets qui dépend de l'orientation, des matériaux, des surfaces environnantes, etc. Il est donc possible de distinguer deux types d'objets à partir des sous-vues :

1. un objet **instable** (au sens des sous-vues) est un objet très directif qui ne sera visible que dans quelques sous-vues,
2. au contraire, un objet **stable** (au sens des sous-vues) est un objet peu directif qui sera visible dans toutes les sous-vues.

Les mouvements de l'avion ne sont pas toujours parfaitement corrigés pour les images acquises en aéroporté. Cela signifie que le dépointage varie localement, ce qui peut fausser une analyse des

Il est alors caractérisé par un lobe d'antenne dont la direction dépend de la direction de l'onde incidente.

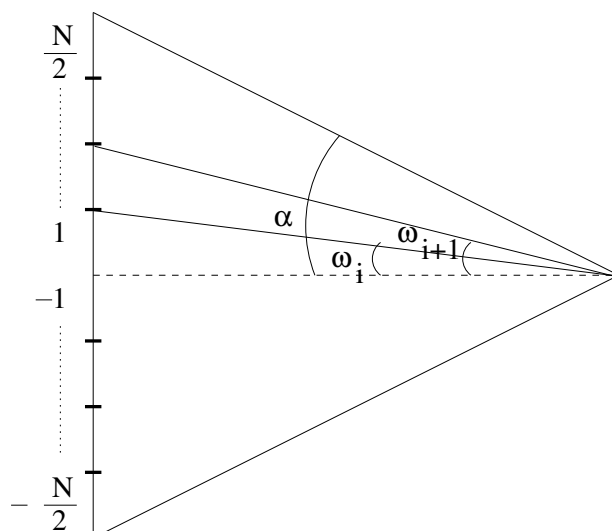


FIG. 4.3 : Notations utilisées pour le calcul des angles associés aux sous-vues (Equations 4.3 et 4.4).

sous-vues. Pour s'affranchir de ce problème, nous ne travaillons que sur des extraits de trace dont la taille est suffisamment petite pour supposer que le dépointage est constant sur l'ensemble de l'image.

4.1.2 Méthodologie : calcul des sous-vues

Le découpage en sous-vues est fait en plusieurs étapes :

1. compensation du décalage azimuthal (doppler centroïde) du spectre,
2. dépondération du spectre en azimuth,
3. division du spectre en N sous-vues disjointes,
4. centrage des sous-vues,
5. zero-padding de chaque sous-vue,
6. pondération de chaque sous-vue.

La résolution azimuthale des images des sous-vues est dégradée d'un facteur N par rapport à la résolution initiale. Dans la suite, les sous-vues sont numérotées de 0 à $N - 1$ dans le sens décroissant de la fréquence azimuthale (Figure 4.4).

L'interprétation en vision avant et vision arrière de la Figure 4.4 est valable pour un capteur qui est à gauche de l'image et qui a acquis l'image du bas vers le haut. Dans le cas où le capteur s'est déplacé du haut vers le bas, les visions sont inversées : donc la vision avant est dans le bas du spectre et la vision arrière est dans le haut du spectre. C'est le cas des images Aerosensing et RAMSES. Donc il faut en tenir compte quand on interprète la réponse d'un objet directif non parallèle à la trace.

4.1.3 Analyse des résultats

Le découpage en sous-vues, selon la direction azimuthale, a été appliqué aux images Aerosensing et aux images RAMSES, avec des résultats similaires sur les deux jeux de données. Les artefacts des images Aerosensing sont en distance (Annexe A), ils ne doivent donc pas trop affecter le découpage en azimuth.

Dans ce travail, le nombre N de sous-vues est pris égal à 4 et les sous-vues sont disjointes. Il est aisé de modifier le nombre de vues et de prendre une fenêtre glissante pour affiner les résultats. Au

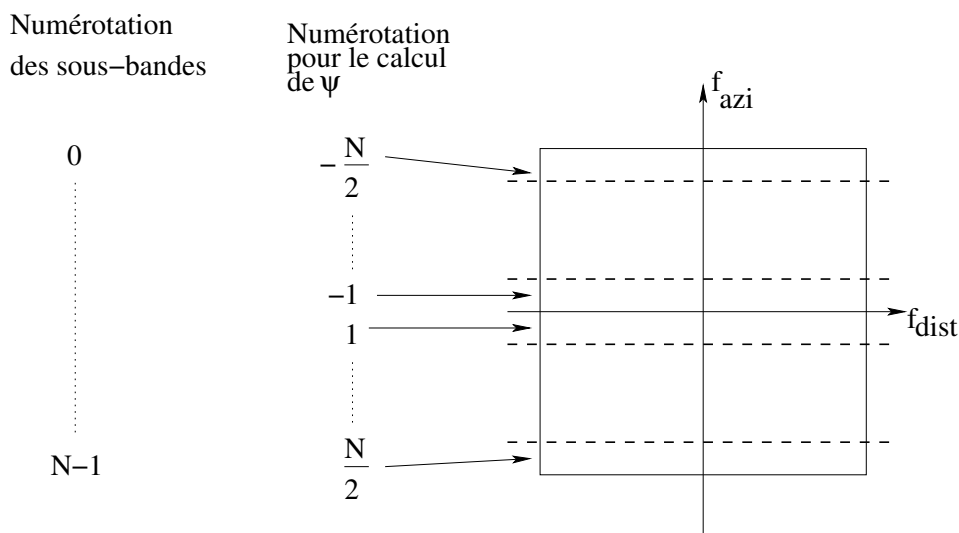


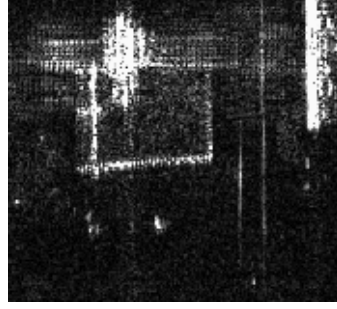
FIG. 4.4 : Numérotation des sous-vues.

regard des paramètres du capteur (Tableau 2.1), l'angle $\alpha_{3.92dB}$ est égal à 2.43° pour Aerosensing et légèrement moins pour RAMSES. Chaque sous-bande correspond donc à un écart angulaire d'environ 1.2° dans ce cas, ce qui est très faible. Les objets concernés par la réflexion spéculaire sont donc les objets quasiment parallèles à la trace.

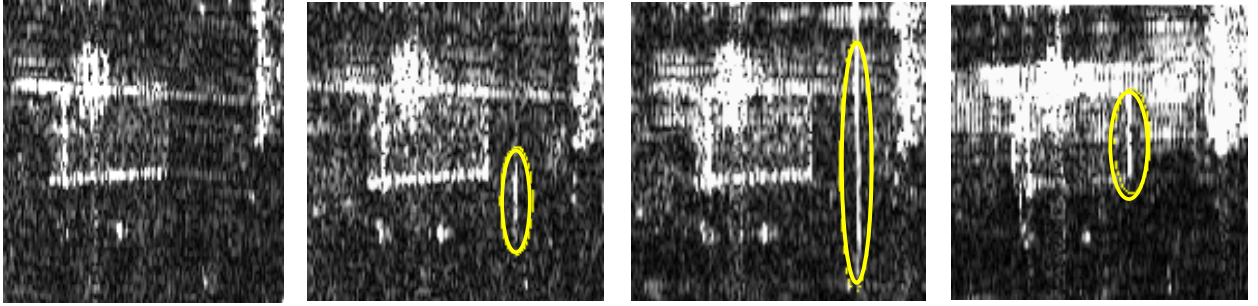
Les Figures 4.5 et 4.6 illustrent les différents effets du découpage en sous-vues sur les images Aerosensing (extrait d'un bâtiment du CNES) et RAMSES (extrait du collège Bayard). On note trois effets majeurs :

- Disparition de structures dans certaines vues :
la route verticale à droite du bâtiment du CNES (Figure 4.5) rétrodiffuse différemment d'une sous-bande à l'autre. Dans l'image initiale, cette structure est visible. Elle disparaît pratiquement dans la première et la dernière bande et apparaît dans la seconde et troisième sous-bande. L'objet qui rétrodiffuse a certainement une orientation proche de celle de la trajectoire et il est lisse car très directif. Selon la vérité terrain, cette ligne brillante correspond à un parapet central.
Un autre exemple est le toit du bâtiment. Il est surmonté d'une rambarde métallique qui n'est pas toujours visible dans les sous-vues selon leur orientation. La partie la plus à droite du toit ne répond que dans la quatrième bande. Elle est légèrement inclinée par rapport à la trace de l'avion.
- Apparition de détails non présents dans l'image initiale :
les fenêtres du bâtiment en L du collège (Figure 4.6), dont la photo est présentée à la Figure 3.14 (b), ne sont pas très visibles dans la zone de recouvrement de l'image initiale. Par contre, elles apparaissent clairement sous forme de ligne très brillante dans la dernière sous-vue, ce qui correspond bien à l'orientation du bâtiment. Il est possible qu'une structure apparaisse uniquement dans une ou deux sous-vues et pas dans l'image initiale. En effet, cette dernière est le moyennage complexe des quatre images et il y a des configurations pour lesquelles le signal d'une sous-bande est noyé dans les signaux faibles des autres sous-vues.
- Stabilité des coins réflecteurs : dans les deux exemples, les coins réflecteurs mur/sol des bâtiments apparaissent nettement dans toutes les sous-vues avec une amplitude forte. Ce sont des dièdres sur sol rugueux : ils rétrodiffusent pour toutes les orientations de bâtiments (Paragraphe 3.2.2).

Les sous-vues apportent de nombreuses informations sur la scène. En milieu urbain, le nombre



(a)



(b)

(c)

(d)

(e)

FIG. 4.5 : *Image originale (a) et sous-vues (de gauche à droite : 0, 1, 2 et 3) pour la zone du CNES (image Aerosening). Les parties instables discutées dans ce texte sont entourées dans les sous-vues où elles apparaissent.*

d'objets est tel qu'il est important de disposer d'un outil qui extrait automatiquement les caractéristiques des pixels à partir des sous-vues. Dans la suite, nous proposons un outil de reconnaissance automatique des pixels stables et instables.

4.2 Caractérisation automatique des pixels à partir des sous-vues

Le but est d'identifier les pixels stables et les pixels instables à partir des sous-vues. Deux méthodes ont été testées pour caractériser les pixels : le calcul de la corrélation complexe [Henry et al., 2003] et le calcul de l'information mutuelle [Winter et al., 1997]. **Les deux approches permettent de rechercher les points stables mais seule la seconde caractérise aussi les points instables.**

4.2.1 Corrélation complexe

La corrélation complexe entre deux sous-vues s_n et s_m en un pixel (i, j) , sur une fenêtre de taille $N \times M$, s'écrit :

$$\rho_{n,m}(i, j) = \frac{\sum_{k=i-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}} \sum_{l=j-\frac{M}{2}}^{\frac{M}{2}} s_n(k, l) s_m^*(k, l)}{\sqrt{\sum_{k=i-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}} \sum_{l=j-\frac{M}{2}}^{\frac{M}{2}} |s_n(k, l)|^2 \sum_{k=i-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}} \sum_{l=j-\frac{M}{2}}^{\frac{M}{2}} |s_m(k, l)|^2}} \quad (4.5)$$

Contrairement à [Henry et al., 2003], nous préférons normaliser le calcul de la corrélation pour nous affranchir de l'amplitude moyenne de chaque pixel et ne pas privilégier les pixels très brillants.

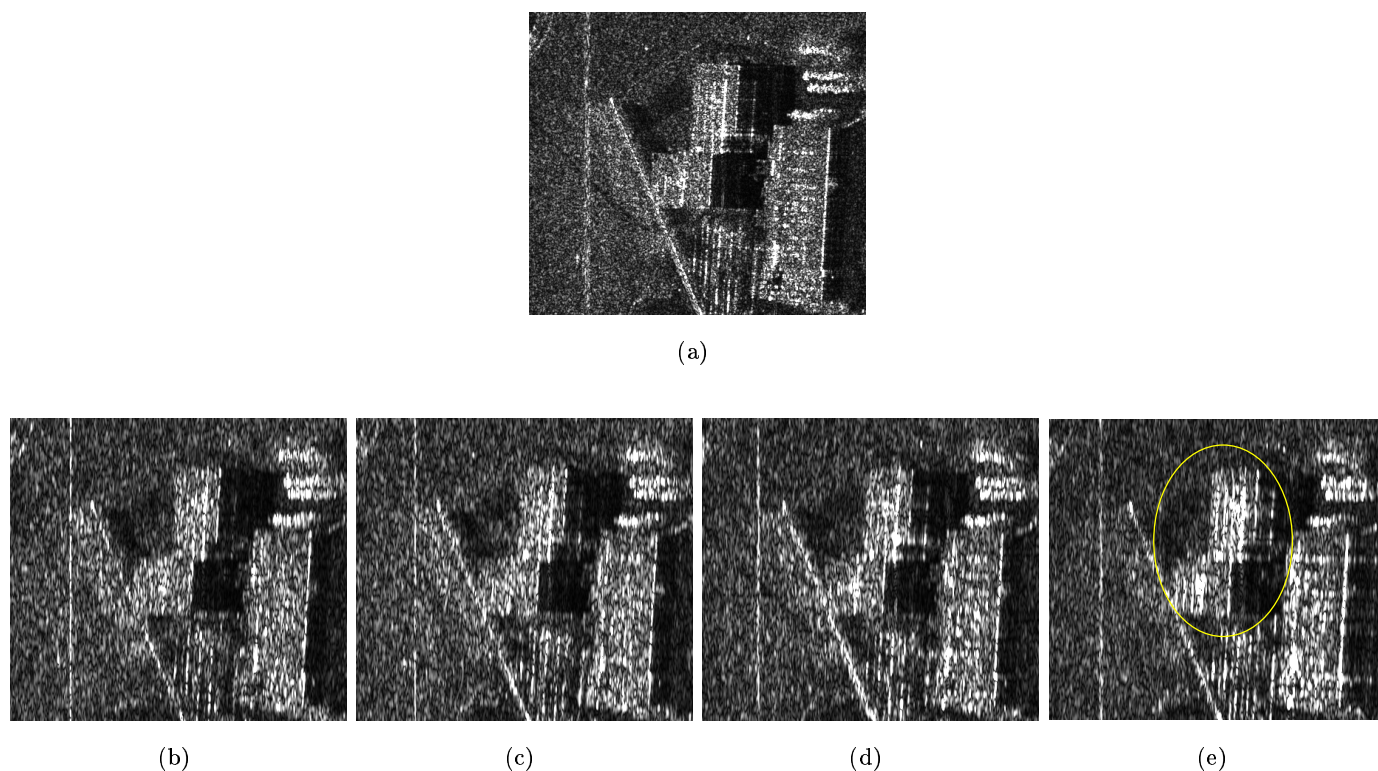


FIG. 4.6 : Image originale (a) et sous-vues (seconde ligne, de gauche à droite : 0, 1, 2 et 3) pour le quartier Bayard. Les coins réflecteurs sont visibles dans les quatre sous-vues, particulièrement sur le collège (carte Figure 2.3). Le collège à quatre étages : les trois rangées de fenêtres les plus hautes sont clairement visibles dans la dernière sous-vue (bâtiment entouré en jaune dans la sous-vue où les fenêtres apparaissent) ; elles sont moins visibles dans l'image initiale. Les fenêtres du rez-de-chaussée sont accolées au coin réflecteur.

Afin d'avoir un critère unique pour toutes les sous-vues, un critère global de corrélation est calculé comme suit :

$$\rho(i, j) = \prod_{n < m} \rho_{n, m}(i, j) \quad (4.6)$$

La Figure 4.7 présente les résultats obtenus pour les images Aerosensing du CNES et RAMSES du collège Bayard. Le module du critère global de corrélation est seuillé pour obtenir uniquement les points les plus stables. Le seuil est pris égal à 0.4 pour les résultats de la Figure 4.7.

Pour avoir un résultat significatif, nous sommes obligés de calculer la corrélation sur une fenêtre suffisamment grande (9x9 par exemple), la résolution du résultat est donc dégradée et les points stables sont localisés de façon approximative. Pour ces raisons, nous préférons le calcul de l'entropie qui permet de conserver la résolution initiale et de localiser à la fois les points stables et les points instables. Nous verrons que les résultats sur la détection des points stables sont similaires (à la taille des points près).

Une autre approche possible à partir de la corrélation est de calculer la matrice de covariance sur les sous-vues en chaque pixel. Mais là encore il faut prendre en compte une fenêtre de calcul pour avoir une valeur significative. Le critère global serait légèrement différent mais les problèmes similaires.

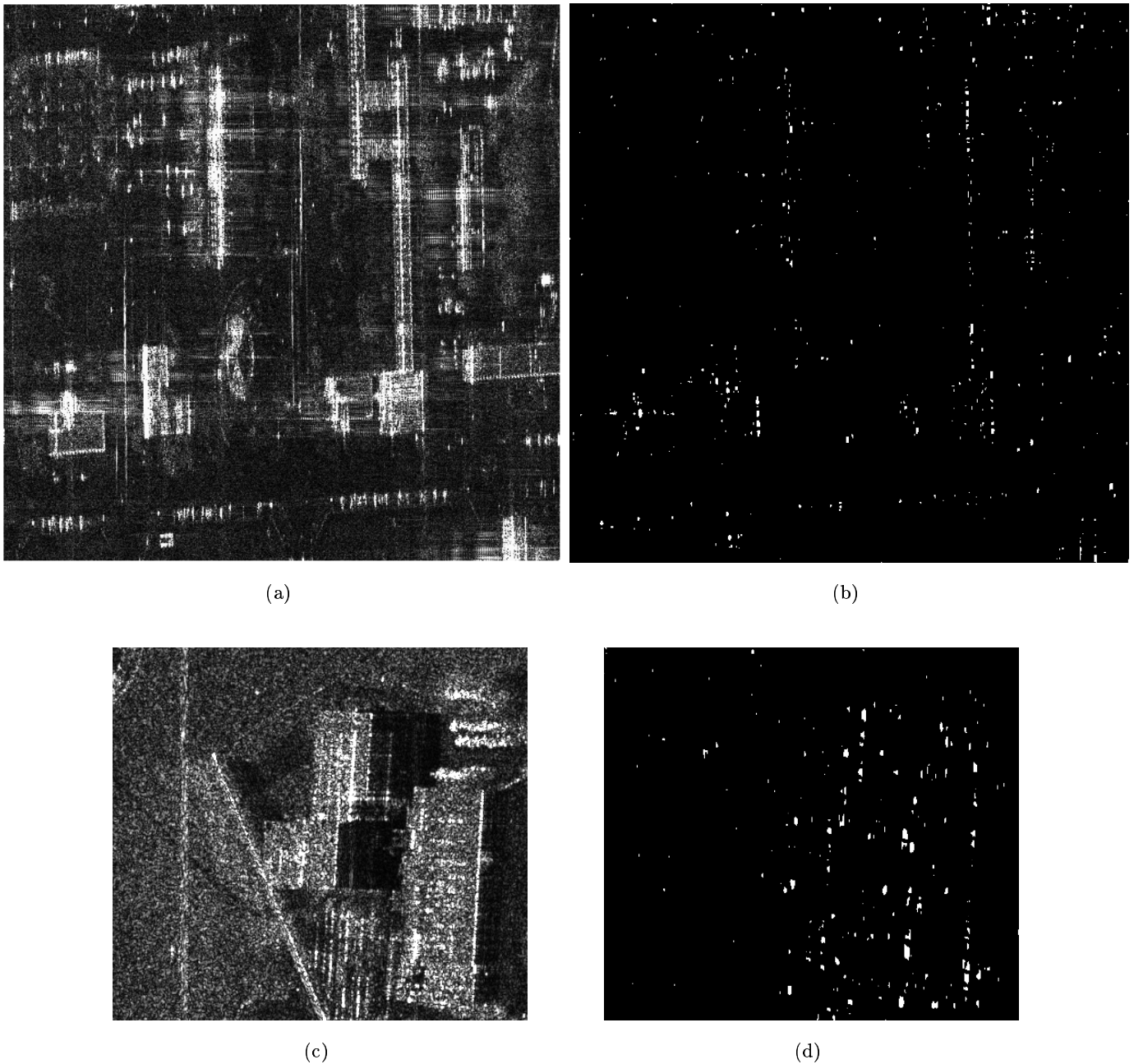


FIG. 4.7 : Exemple d'image d'amplitude (colonne de gauche) et d'image de corrélation (colonne de droite). La première ligne présente un extrait d'image Aerosensing sur Toulouse et la deuxième ligne présente un extrait d'image RAMSES sur le collège du quartier Bayard. La corrélation est seuillée à 0.4. Avant seuillage, les zones peu cohérentes n'apportaient pas d'information particulière. Une fenêtre 9×9 a été utilisée pour le calcul de la corrélation. Les zones de forte corrélation ne ressortent pas bien pour une fenêtre plus petite.

4.2.2 Information mutuelle entre les sous-vues

L'information mutuelle est calculée entre deux sous-vues prises **en amplitude**. Toutes les images d'information mutuelle sont ensuite fusionnées afin d'obtenir un critère unique pour toutes les sous-vues. Dans le cas du chatoiement pleinement développé, la phase d'une sous-bande n'apporte aucune information : elle est identiquement distribuée sur $[0, 2\pi]$. On perd de l'information sur les trièdres ou sur des surfaces où la phase est corrélée : dans ce cas, le signal complexe est bien plus riche que l'amplitude. Mais dans la majorité des cas, l'amplitude suffit à bien caractériser les objets. En fait, le choix de conserver un signal complexe ou réel dépend surtout de la définition d'un point stable. Si nous nous attachons à mettre en avant la stabilité en amplitude à travers les sous-bandes, alors l'amplitude suffit bien évidemment. Les avantages et les inconvénients des deux méthodes sont résumés dans le Tableau 4.1

TAB. 4.1 : *Avantages et inconvénients de la corrélation complexe et du calcul de la quantité d'information de Shannon*

	Corrélation complexe	Quantité d'information de Shannon
Avantages	- travail sur le signal complexe	- ne dégrade pas la résolution - caractérise les points stables et instables
Inconvénients	- dégrade la résolution - ne fait apparaître que les points stables	- travail sur l'amplitude uniquement

4.2.2.1 Calcul de l'information mutuelle

Soit p_X la fonction de probabilité de la variable aléatoire X (avec x qui prend ses valeurs dans Ω). Son entropie H_X est définie par :

$$H_X = \sum_{x \in \Omega} -p_X(x) \log_2(p_X(x)) \quad (4.7)$$

Pour deux variables X_1 et X_2 , l'entropie jointe $H_{(X_1, X_2)}$ est définie à partir de la fonction de probabilité jointe $p_{(X_1, X_2)}$ de manière similaire. Il en découle l'information mutuelle :

$$I_{(X_1, X_2)} = H_{X_1} + H_{X_2} - H_{(X_1, X_2)} \quad (4.8)$$

Cette quantité, significative du lien entre X_1 et X_2 , est nulle pour deux variables aléatoires indépendantes. Dans le cas de deux images, on peut montrer que [Winter et al., 1997] :

$$I_{(X_1, X_2)} = \frac{1}{\text{card}(S)} \sum_{s \in S} r_{(X_1, X_2)}(x_{1s}, x_{2s}) \quad (4.9)$$

avec S l'ensemble des pixels, x_{i_s} la réalisation de X_i au pixel s et $r_{(X_1, X_2)}$ est la **quantité d'information de Shannon** définie par :

$$r_{(X_1, X_2)}(x_1, x_2) = -\log_2 \left(\frac{p_{X_1}(x_1)p_{X_2}(x_2)}{p_{(X_1, X_2)}(x_1, x_2)} \right) \quad (4.10)$$

$r_{(X_1, X_2)}(x_1, x_2)$ représente la contribution du site s à l'information mutuelle³.

³Au contraire de l'information mutuelle qui est toujours positive, le signe de la quantité d'information mutuelle de Shannon est quelconque.

La quantité d'information de Shannon est une grandeur calculée en chaque pixel et non de façon globale à toute l'image comme l'entropie.

Les fonctions globales de probabilité p_{X_1} , p_{X_2} et $p_{(X_1, X_2)}$ dépendent de l'image. Le résultat sera donc légèrement différent si la taille de l'image est modifiée. Plus l'image est grande, plus il y a de chance d'avoir toutes sortes de combinaisons. Donc la probabilité d'avoir un pixel sombre dans une sous-bande et un pixel brillant dans l'autre sous-bande va augmenter et il sera un peu moins bien détecté comme pixel brillant. Mais le résultat reste robuste vis à vis du choix de la zone, car le comportement des réflecteurs est, en moyenne, le même sur l'ensemble de la trace.

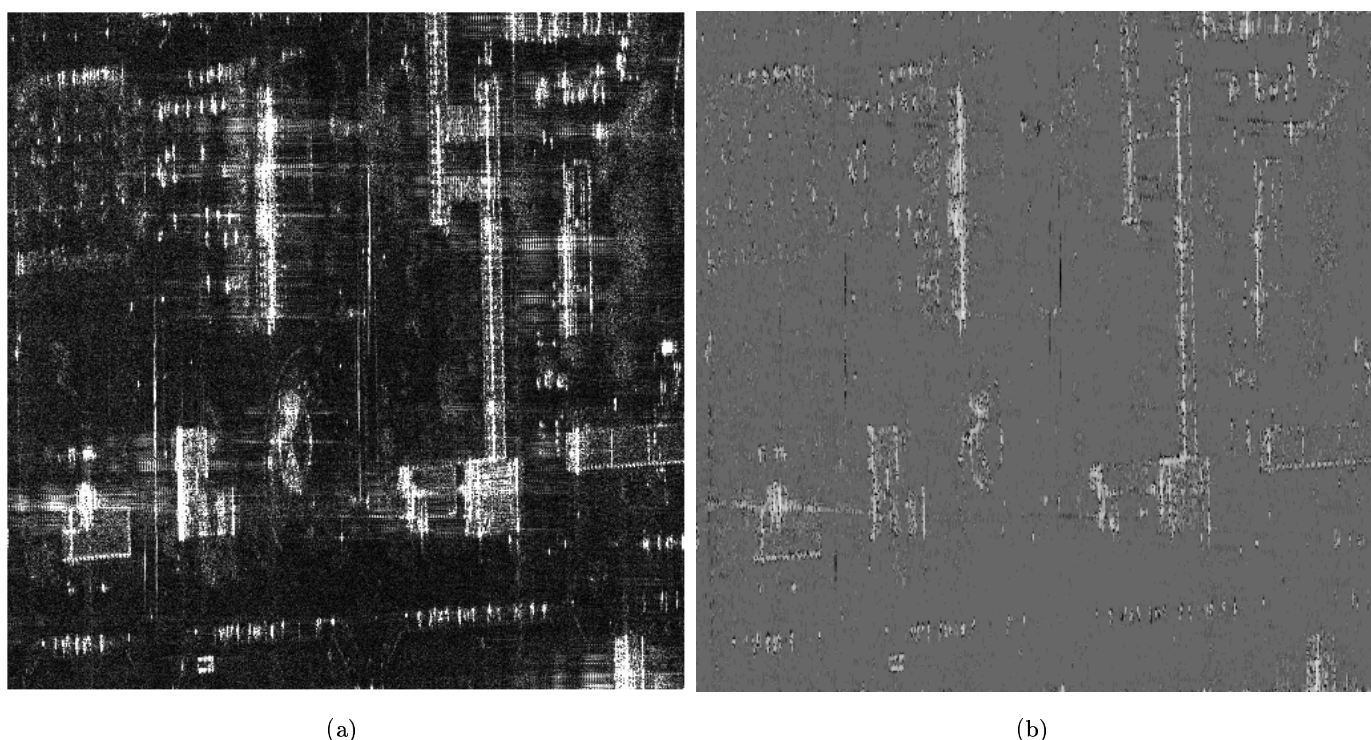


FIG. 4.8 : *Calcul de la quantité d'information mutuelle entre les deux sous-vues 1 et 0 sur la zone du CNES (images Aerosensing).*

La quantité d'information de Shannon est calculée entre deux sous-vues en chaque pixel (Figure 4.8). La probabilité jointe $p_{(X_1, X_2)}$ d'avoir deux valeurs au site s , x_{1_s} et x_{2_s} , proches est plus élevée que celle d'avoir deux valeurs très différentes. Donc **les faibles valeurs de r correspondent à des structures qui disparaissent d'une bande à l'autre car, dans ce cas, la probabilité jointe du couple de radiométries est très faible. Les forts réflecteurs, qui apparaissent dans toutes les vues avec une radiométrie très forte, ont une quantité d'information mutuelle de Shannon élevée.** En effet, leur probabilité jointe est grande. Cette analyse est résumée au Tableau 4.2

Cependant cette information ne se calcule qu'entre deux images. Nous devons donc utiliser un opérateur de fusion afin d'obtenir un critère commun à toutes les sous-vues.

TAB. 4.2 : *Interprétation de la quantité d'information mutuelle de Shannon. Les fortes et faibles valeurs de $r_{(X_1, X_2)}$ découlent des comportements des probabilités $p_{(X_1, X_2)}$ et p_{X_i} .*

$r_{(X_1, X_2)}$	Interprétation
forte valeur c'est-à-dire : ($p_{(X_1, X_2)}$ fort ou p_{X_i} faible)	point stable
faible valeur c'est-à-dire ($p_{(X_1, X_2)}$ faible)	point instable

4.2.2.2 Fusion de tous les résultats

La somme associative symétrique est définie par [Bloch, 1996] :

$$f(r_1, r_2) = \frac{r_1 r_2}{1 - r_1 - r_2 + 2r_1 r_2} \quad (4.11)$$

avec r_1 et r_2 les deux valeurs à fusionner appartenant à $[0, 1]$. L'avantage de cette somme est de renforcer les faibles et les fortes valeurs, donc de renforcer les points stables et les points instables.

Cette somme est calculée d'abord entre l'information mutuelle de deux sous-vues, ramenée sur l'intervalle $[0, 1]$, puis entre le résultat obtenu et l'information mutuelle d'une sous-bande et ainsi de suite. Ce dernier calcul est répété jusqu'à la prise en compte de toutes les informations mutuelles. L'ordre des sommations n'a pas d'importance ($f(r_1, f(r_2, r_3)) = f(f(r_1, r_2), r_3)$).

Idéalement il faudrait étendre ce modèle au domaine complexe car on perd une partie de l'information en abandonnant la phase. Mais il n'existe pas de définition d'entropie complexe donc il semble difficile de basculer ce schéma dans le domaine complexe.

4.2.2.3 Analyse des résultats

Les Figures 4.9 et 4.10 sont représentatives des résultats obtenus. L'image fusionnée se divise en trois grandes classes :

- les fortes valeurs (blanc) :
elles correspondent essentiellement aux structures non-naturelles qui contiennent des coins réflecteurs sur des surfaces rugueuses. De telles structures ont un spectre d'antenne large [Curlander et McDonough, 1991, Franceschetti et al., 2002] et sont donc visibles dans toutes les sous-vues.
- les faibles valeurs (noir) :
elles correspondent aux structures très directives, dont l'orientation est centrée autour de celle de la trajectoire. Des parties de bâtiments ou de routes sont ainsi détectées. Ce sont surtout des dièdres avec des surfaces lisses.
- les valeurs moyennes (gris) :
elles correspondent à toutes les autres parties de l'image qui ne sont ni instables, ni vraiment stables, c'est-à-dire la végétation, des parties de toits, le sol, etc.

Cette méthode est donc efficace pour discriminer dans les images les points stables et les points instables en seillant l'image résultat.

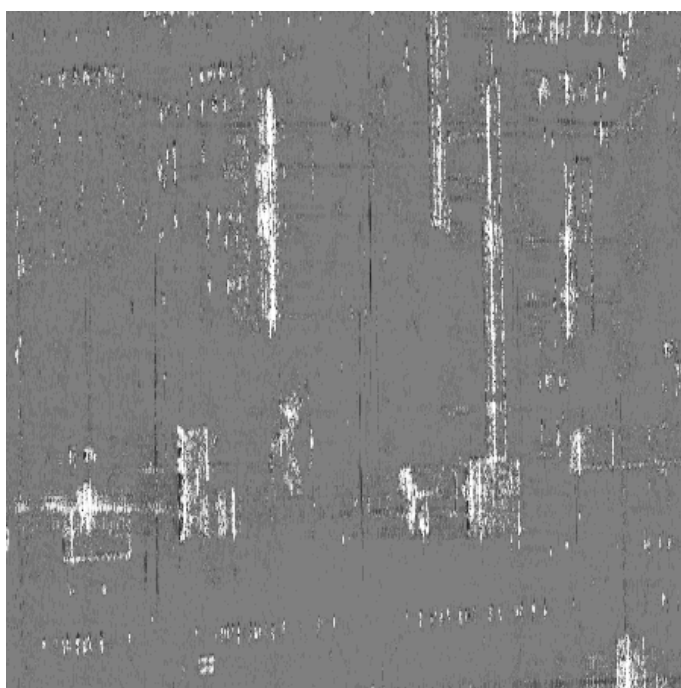


FIG. 4.9 : *Information mutuelle fusionnée sur la zone du CNES (images Aerosensing).*

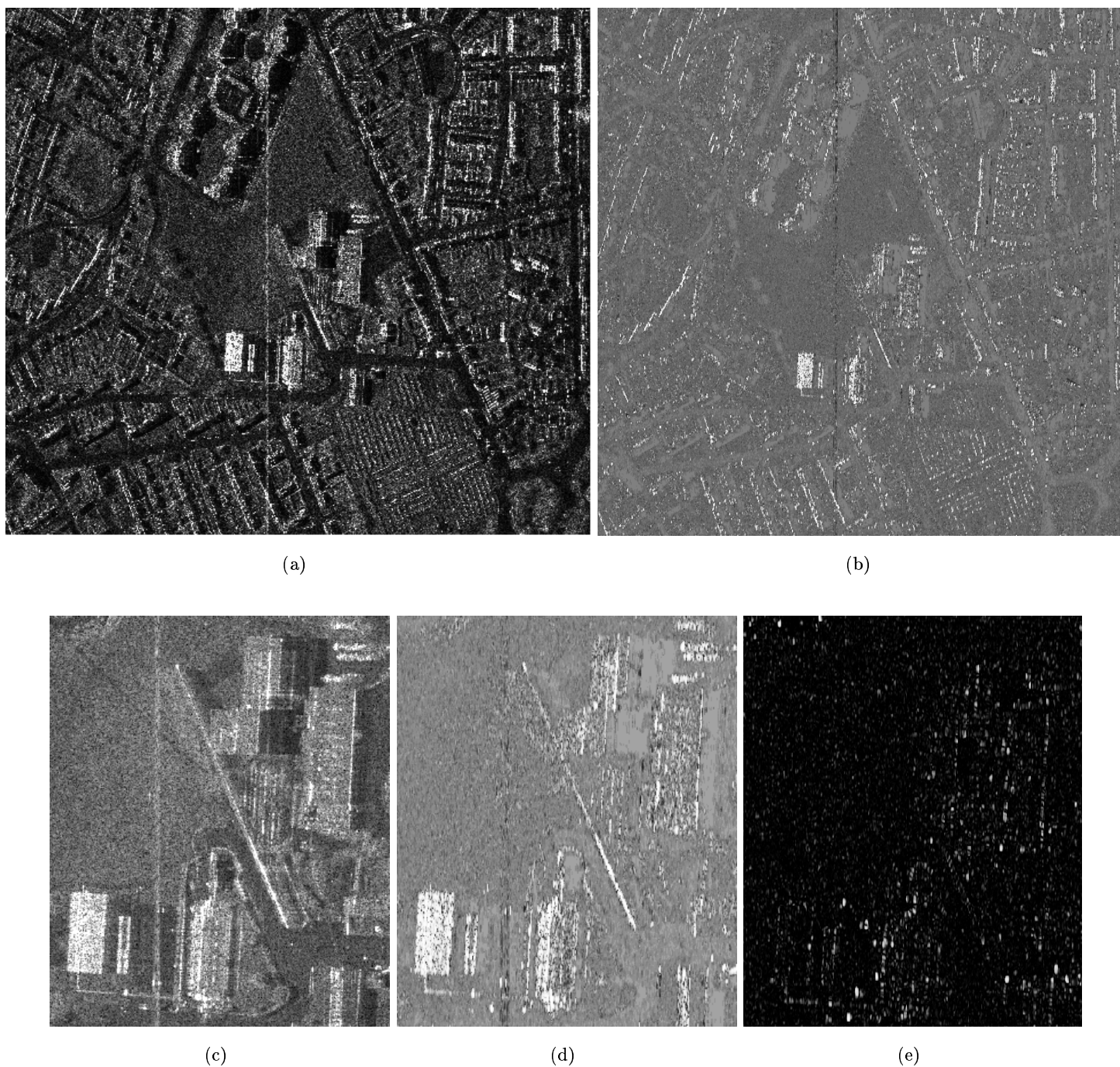


FIG. 4.10 : Exemple de l'information mutuelle fusionnée sur les images RAMSES. Le quartier Bayard est étudié (image d'amplitude de la SLC (a) et image d'information (b)). Un zoom sur le collège, le gymnase et la piscine (carte Figure 2.3) est proposé à la deuxième ligne (image d'amplitude de la SLC (c) et image d'information (d)). Les structures stables sont essentiellement les forts réflecteurs. Il y a peu de structures instables. En particulier, les fenêtres de la Figure 4.6 ne sont pas visibles : leur amplitude dans la sous-bande 4 n'est pas assez élevée pour être bien détectées ensuite.

A titre de comparaison, la carte du critère de corrélation non seuillé est proposé à la figure (e). Les mêmes structures stables sont mises en évidence que dans la carte d'information mutuelle avec cependant une plus grande sélection. Mais les points les plus stables au sens de l'information mutuelle correspondent bien. Il y a moins de niveaux/nuances de détection avec la carte de corrélation.

Ces cartes peuvent aussi aider à la **détection d'objets en mouvement**. En effet, si un objet directif (une voiture par exemple) bouge au cours de l'acquisition, il répondra dans plusieurs sous-antennes et donc dans plusieurs sous-vues. Il sera classé comme un objet instable avec une trajectoire continue d'une sous-bande à l'autre. Il correspondra donc à une ligne de points instables. Néanmoins, seule la composante azimutale de la vitesse sera détectées si on se limite à un découpage en azimut. Si la composante radiale est importante, la ligne de points instables sera discontinue.

A la Figure 4.11, quatre voitures sont détectées. Elles roulaient au moment où l'image a été acquise et elles apparaissent donc sous forme de quatre traits noirs dans l'image du critère d'entropie.

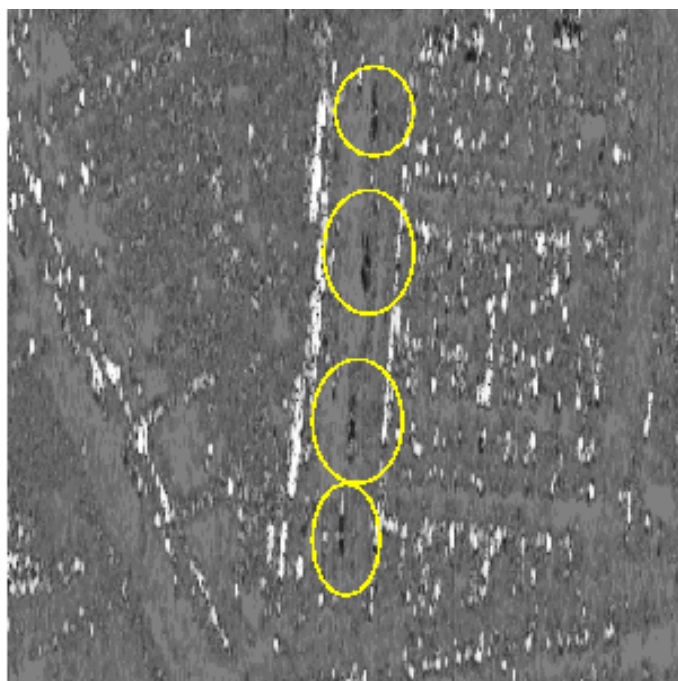


FIG. 4.11 : *Extrait de l'information mutuelle fusionnée de l'image. Les quatre traits noirs détectés sur la route correspondent à des voitures qui roulent.*

4.3 Utilisation de la carte des points stables pour améliorer l'interférogramme

La phase interférométrique le long des coins réflecteurs mur/sol est proche de celle du sol (Paragraphe 3.2.2.5). Mais dans les images, la phase interférométrique sur ces structures n'est pas constante (Figure 4.12).

Elle varie le long de la structure. En effet, nous ne sommes pas toujours dans le cas idéal d'un dièdre. Il suffit qu'il y ait un arbuste au pied du bâtiment, une fenêtre, etc., pour que la structure géométrique soit modifiée et que la phase interférométrique ne soit plus celle du sol. Dans le cas, d'un dièdre rugueux non parallèle à la trace, il n'est pas étonnant que la phase du coin réflecteur ne soit pas parfaitement celle du sol car la distance des deux trajets n'est pas toujours égale comme calculé au Paragraphe 3.2.2.5. Cependant on doit avoir une valeur assez proche de celle du sol.

Le Chapitre 3 a montré que les coins mur/sol sur sol rugueux répondent fortement pour un large intervalle d'orientation. Cette structure doit donc être détectée comme stable dans les images de quantité d'information mutuelle. Par contre, si elle est perturbée par la présence d'un arbuste, d'un balcon, etc., elle sera moins stable. Dans ce cas, ce n'est plus le signal du bas du bâtiment qui domine.

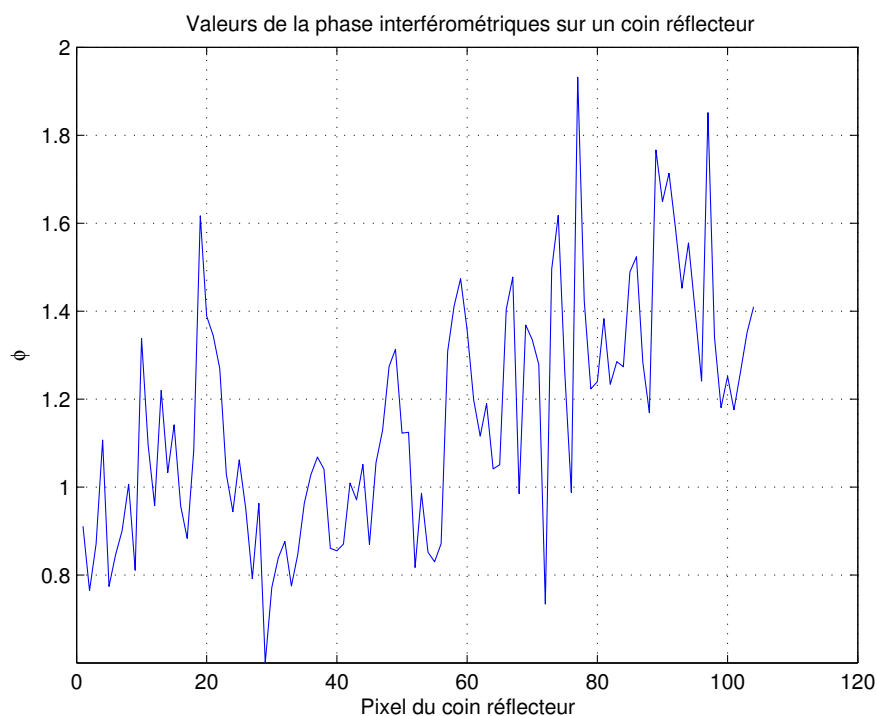


FIG. 4.12 : Valeur de la phase interférométrique sur un coin réflecteur. La phase interférométrique du coin réflecteur varie beaucoup : toutes les valeurs ne donnent pas la valeur de la phase du sol.

La carte des points stables permet donc de sélectionner, dans les coins réflecteurs, les points les plus stables (Figure 4.13(b)). Une carte précalculée des coins réflecteurs (Paragraphe 6.3.1.2) est utilisée. En théorie, les points les plus stables sont ceux situés au sol. Il est possible de le vérifier en calculant les histogrammes de la phase interférométrique du coin réflecteur et des points les plus stables du coin réflecteur (Figure 4.14). Il est alors clair que dans le cas où seuls les points les plus stables sont sélectionnés, l'histogramme a un écart-type plus faible et la valeur moyenne est bien plus proche de la valeur de la phase interférométrique du sol.

TAB. 4.3 : Moyenne et écart-type de la phase interférométrique sur les coins réflecteurs en considérant tous les points $E(\phi_{CR})$, $\sigma(\phi_{CR})$ puis seulement les plus stables $E(\phi_{CR-stables})$, $\sigma(\phi_{CR-stables})$ et écart-type des hauteurs correspondant. Δh_{CR} et $\Delta h_{CR-stables}$ sont les hauteurs moyennes par rapport à une référence prise au sol. La phase interférométrique du sol est prise égale à 0.92 radians. Le numéro des coins réflecteurs est explicité à la Figure 4.13(a). Les altitudes sont en mètres.

N° du CR	$E(\phi_{CR})$	$E(\phi_{CR-stables})$	$\sigma(\phi_{CR})$	$\sigma(\phi_{CR-stables})$	Δh_{CR}	$\Delta h_{CR-stables}$
1	1.0341	1.0106	0.1467	0.115	3.6	2.7
2	1.1583	0.9385	0.2715	0.1057	6.6	2.6
3	1.1366	0.8911	0.2766	0.0706	6.7	1.7
4	1.0446	0.9169	0.2761	0.0784	6.7	1.9

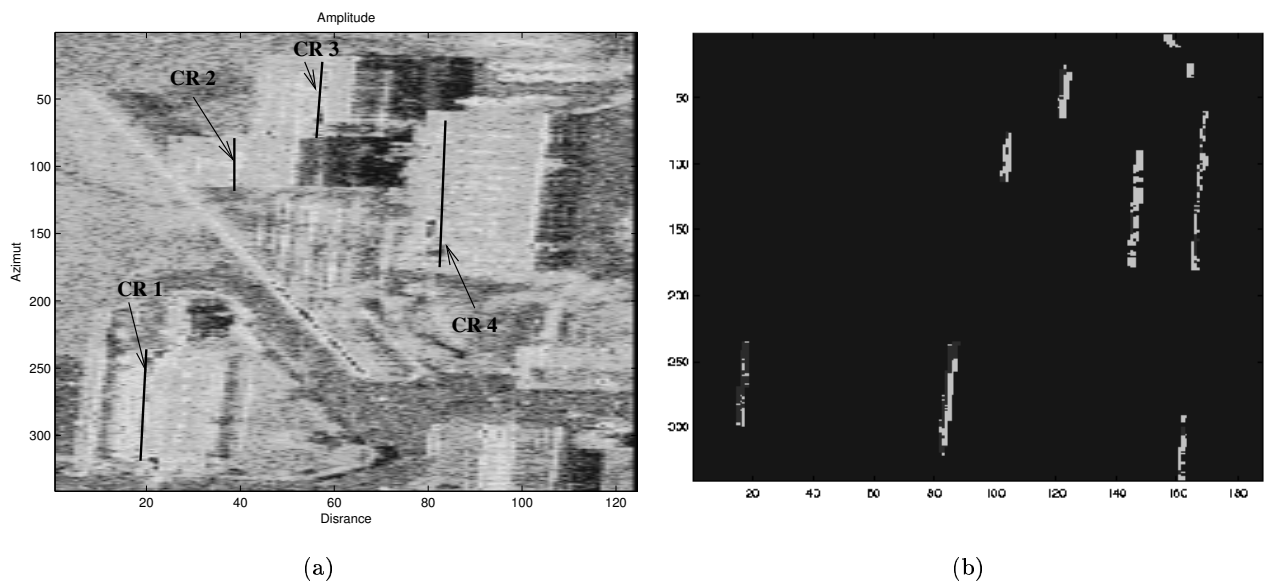


FIG. 4.13 : Localisation des coins réflecteurs 4.13(a) dans un extrait d'image d'amplitude et sélection des points les plus stables dans l'image des coins réflecteurs 4.13(b). Les points sélectionnés sont en blanc et les coins réflecteurs détectés au départ sont en gris.

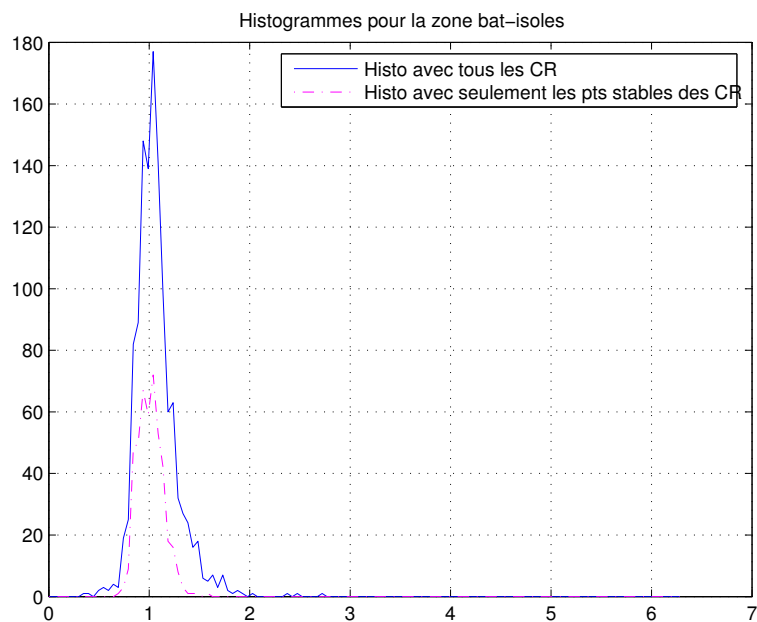


FIG. 4.14 : Histogrammes de la phase interférométrique sur les coins réflecteurs de la zone "bâtiments isolés" du quartier Bayard : dans un cas tous les points sont pris en compte, dans l'autre cas seuls les points les plus stables sont utilisés. (CR = Coin Réflecteur)

Le Tableau 4.3 propose les valeurs de l'estimation de la phase interférométrique sur plusieurs coins réflecteurs : l'écart-type de la phase est calculée sur le coin réflecteur, une fois en tenant compte de tous les points et une fois en ne tenant compte que des points les plus stables de la structure. Dans tous les cas, la sélection des points stables permet de réduire l'écart-type des hauteurs et de rapprocher la moyenne de la valeur du sol. **Le mode de l'histogramme est donc la valeur la plus proche de celle du sol sur les coins réflecteurs. Donc dans la suite, soit on utilise le masque des points stables, soit, de façon plus simple, on calcule le mode pour estimer la phase d'une structure.** Cela signifie que les histogrammes ne sont plus symétriques et que le bruit n'est pas gaussien. Il y a un mélange de signaux provenant d'éléments diffuseurs situés à différentes hauteurs. Cette somme ne peut pas être modélisée par un signal gaussien.

Conclusion

Dans ce chapitre, une méthode de caractérisation des points stables et instables a été proposée. Elle repose sur la fusion de sous-vues de la SLC. L'information contenue dans les sous-vues est extraite en utilisant la quantité d'information mutuelle et en fusionnant par une somme associative symétrique. La carte des points stables est ensuite exploitée dans le cadre de l'interférométrie pour estimer de façon précise la phase des coins mur/sol. Ces structures sont a priori stables. Elles ne sont cependant pas parfaitement uniformes sur toute la longueur. Une meilleure approximation de la phase est faite et cette estimation se rapproche de la valeur théorique attendue en sélectionnant uniquement les points stables de la structure.

Une autre piste d'exploitation des sous-vues est la création d'une "super image" qui combinerait toutes les sous-vues complexes en gommant le maximum de défauts de la SLC. Par exemple, les lobes secondaires pourraient être atténués, les structures stables renforcées, etc. Une piste serait d'utiliser le SVA [Degraaf, 1998]. L'objectif que nous poursuivons est plus large mais nous pourrions nous inspirer de cette approche pour recomposer les différentes sous-vues afin de souligner les structures instables (et garder la sous-bande où elle apparaît). Par manque de temps, cet axe de recherche n'a pas été développé dans ce travail mais il constitue un axe possible pour le futur.

Chapitre 5

Modélisation statistique

Dans les deux précédents chapitres, les images radar ont été étudiées en prenant en compte leur origine physique. Ceci nous a permis d'identifier les phénomènes de propagation qui interviennent dans certaines réponses des images. Avant de passer à la création de la chaîne 3D, il reste à étudier un aspect très important pour le traitement des images, en particulier pour la classification (Paragraphe 6.3.1.1) : la modélisation des textures en termes de statistiques.

Le modèle de Goodman [Goodman, 1975] (Paragraphe 1.1.3.2) est le plus largement utilisé. De nombreux modèles en découlent, mais tous sont basés sur l'hypothèse d'un grand nombre de réflecteurs (uniformes) par cellule de résolution. Ces modèles sont précis pour les milieux naturels à basse résolution mais pas pour nos images. À haute résolution, les propriétés du signal changent : les textures tendent à disparaître et les échos forts dominant. L'amélioration de la résolution implique, en effet, une réduction du nombre de réflecteurs par cellule de résolution. Dans ces conditions, les chances d'avoir des surfaces hétérogènes avec quelques réflecteurs dominants augmentent, en même temps que la probabilité d'avoir des diffuseurs similaires diminue. Le milieu urbain, riche d'objets manufacturés de la taille d'un homme, ne se comporte pas comme un diffuseur de Goodman lorsque la résolution est métrique.¹ L'hypothèse de Goodman n'est alors plus valide.

Avant de proposer un nouveau modèle statistique, nous examinerons soigneusement les nombreux modèles qui existent déjà, en proposant ceux qui sont les plus adaptés à notre problème. Certains modèles sont dérivés d'une formulation des phénomènes physiques : les lois \mathcal{K} [Jakeman et Pusey, 1976, Oliver, 1984], Beta [Lopès et al., 1990]; d'autres découlent d'approches purement mathématiques : les lois Log-normale [Szajnowski, 1977, Delignon et al., 1997], de Weibull [Menon, 1963, Oliver, 1993], de Nakagami-Rice [Dana et Knepp, 1986, Sijbers et al., 1998], la Gaussienne Inverse [Frery et al., 1997, Eltoft, 2003]. Ces modèles sont décrits au Paragraphe 5.1. Nous verrons qu'aucun de ces modèles ne répond correctement à nos hypothèses de modélisation, essentiellement parce que la loi modélise seulement une partie de la scène. Pour prendre en compte toute la diversité de la scène, nous proposons de choisir une classe de modèles suffisamment générale pour englober la plupart des modèles existants. Pour cette raison, nous avons choisi la distribution de Fisher qui a été précédemment proposée en imagerie RSO dans [Nicolas, 2002b].

Un second problème se pose après le choix de la loi : la méthode d'estimation. Or pour les lois de Fisher, les méthodes d'estimation classiques (Maximum de Vraisemblance, méthode des moments...) échouent² car pour quelques paramètres de la loi, les moments ne sont pas définis [Cramèr, 1945, page 242]. En raison de la difficulté de leur estimation, les lois de Fisher ont été peu utilisées jusqu'à présent. Des travaux récents [Nicolas, 2002b] proposent une méthode efficace d'estimation construite sur

¹On pourrait s'interroger également sur la validité de cette hypothèse pour le milieu urbain à résolution décimétrique (ERS, JERS, Radarsat, etc.). Mais ceci est un autre débat.

²Le Maximum de Vraisemblance conduit à la résolution d'un système non linéaire, la méthode des moments ne couvre pas le domaine de validité des paramètres

les statistiques de seconde espèce (ou “log-statistiques”) : la méthode des log-moments. Ces statistiques reposent sur la transformée de Mellin. Cette méthode est également utilisable avec toutes les distributions, telles les distributions de Nakagami (paragraphe 5.3) et, dans la mesure où on peut les calculer analytiquement, conduisent à des estimations proches des bornes de Cramer-Rao [Nicolas, 2004]. Le paragraphe 5.2 est dédié à la présentation de notre modèle statistique.

Ce chapitre doit alors répondre à deux questions. Est-ce que la méthode d’estimation est suffisamment précise, au regard des méthodes pré-existantes, pour estimer des lois statistiques ? Est-ce que les lois de Fisher sont véritablement représentatives des statistiques en milieu urbain ? Des réponses positives seront apportées au Paragraphe 5.2. Dans ce chapitre, la pleine résolution des images est utilisée : les calculs sont faits sur les amplitudes des SLC.

5.1 Etat de l’art : modèles statistiques de speckle

Pour pallier le bruit multiplicatif des images (dû au caractère cohérent des ondes radar), le choix de modèles statistiques est primordial. Plusieurs modèles ont été proposés, certains construits sur des hypothèses physiques, d’autres construits sur des constatations empiriques. Dans tous les cas, un modèle est finalement choisi en fonction de l’application et surtout des spécificités des images.

Dans ce paragraphe, nous présentons plusieurs modèles qui sont utilisés pour décrire les images RSO. La liste n’est pas exhaustive : les grandes familles sont présentées avec quelques exemples. Mais un grand nombre de modèles a été dérivé de chaque famille.

La terminologie des noms de lois est rappelée page 10.

5.1.1 Modèle gaussien

Dans une cellule de résolution, on considère N réflecteurs élémentaires de réponse $s_i = a_i e^{j\varphi_i}$. La réponse globale au niveau du capteur, pour cette cellule, est :

$$S = \sum_{i=1}^N a_i e^{j\varphi_i} \quad (5.1)$$

Les hypothèses de Goodman sont les suivantes :

- a_i et φ_i sont des variables aléatoires indépendantes entre elles et indépendantes des autres diffuseurs,
- φ_i sont indépendantes entre elles et suivent une loi uniforme sur $[0, 2\pi]$,
- N est grand,
- a_i est iid avec des moments d’ordre 1 et 2 respectivement égaux à $E(a)$ et $E(a^2) = \sigma$,

Ces hypothèses définissent le **chatoiement pleinement développé**.

Pour une image L -vues, les probabilités suivantes peuvent en être déduites [Bruniquel, 1996] en fonction de u l’intensité et μ l’intensité moyenne (avec les notations proposées par Nicolas dans [Nicolas, 2002a]) :

- Phase :

$$p(\varphi) = \frac{1}{2\pi}, \varphi \in [-\pi, \pi] \quad (5.2)$$

- Amplitude (loi de Rayleigh-Nakagami) :

$$p_A(u|L, \mu) = \frac{2}{\mu} \frac{\sqrt{L}}{\Gamma(L)} \left(\frac{\sqrt{L}u}{\mu} \right)^{2L-1} \left(e^{-\frac{\sqrt{L}u}{\mu}} \right)^2, u \geq 0 \quad (5.3)$$

avec $\mu = \sqrt{R}$, σ^2 proportionnel au coefficient de rétrodiffusion ($R=2\sigma^2$ réflectivité de la cible).

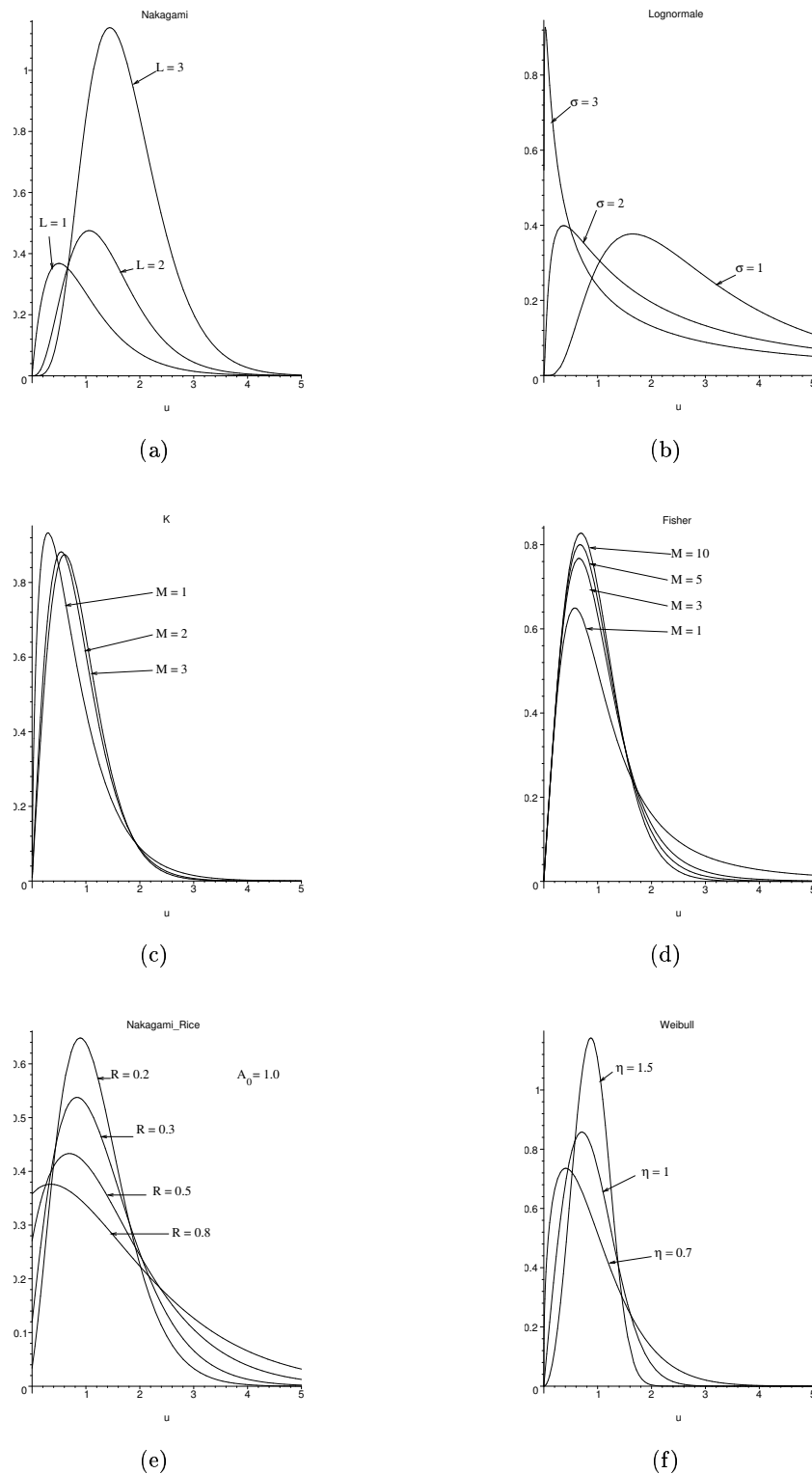


FIG. 5.1 : Différentes lois de probabilité : (a) : Nakagami, (b) : Log-Normale, (c) : \mathcal{K} , (d) : Fisher, (e) : Nakagami-Rice, (f) : Weibull. Le paramètre de poids μ est égal à 1 quand la loi est définie par trois paramètres.

– Intensité (loi Gamma) :

$$p_I(u|L, \mu) = \frac{1}{\mu} \frac{L}{\Gamma(L)} \left(\frac{Lu}{\mu} \right)^{L-1} e^{-\frac{Lu}{\mu}}, u \geq 0, \text{ (loi Gamma)} \quad (5.4)$$

avec $\mu = R$.

Γ est la fonction Gamma [Gradshteyn et Ryzhik, 2000]. La Figure 5.1(a) illustre cette famille de lois.

5.1.2 Modèles non-gaussiens

Une première manière d’adapter le modèle gaussien est de considérer que les hypothèses de Goodman ne sont plus valides en raison de la non-uniformité des surfaces : c’est l’approche fondée sur la texture (§5.1.2.1). La deuxième solution consiste à supposer que les hypothèses de Goodman sont fausses et à proposer des modèles mathématiques pour le fouillis (§5.1.2.2).

5.1.2.1 Approche fondée sur la texture

Considérons la réflectivité R comme une variable aléatoire. R est fonction soit du nombre de diffuseurs, soit de la nature des diffuseurs (cas des surfaces hétérogènes). Une relation relie les intensités I à R , sous l’hypothèse d’une surface stationnaire au second ordre :

$$I(u) = R(u)S_I(u) \quad (5.5)$$

avec $S_I(u)$ la répartition des réflecteurs élémentaires au sein de la cellule.

La probabilité p_I de l’intensité et p_A de l’amplitude peuvent alors être déduites de p_R . Plusieurs distributions ont été proposées pour p_R .

Distribution \mathcal{K}

La variation du nombre N_s de diffuseurs par cellule de résolution peut, par exemple, être représentée par un processus de “naissance-migration-mort” [Jao, 1984, Oliver, 1984]. Dans ce cas, N_s suit une loi binomiale négative (correspondant à une loi Gamma pour R) et la ddp³ des intensités est alors une loi \mathcal{K} :

$$p_I(u) = \frac{1}{\Gamma(L)\Gamma(M)} \frac{2LM}{\mu} \left(\frac{LM}{\mu} u \right)^{\frac{M+L}{2}-1} K_{M-L} \left[2 \left(\frac{LM}{\mu} u \right)^{\frac{1}{2}} \right], L > 0, M > 0 \quad (5.6)$$

avec M le paramètre de forme (paramètre qui définit l’allure de la queue de la loi) et K_{M-L} la fonction de Bessel modifiée de seconde espèce [Poularikas, 1999].

La loi \mathcal{K} peut également être vue comme la multiplication de deux lois Gamma [Delignon et Pieczynski, 2002].

L’allure de la loi est donnée à la Figure 5.1(c). Ce modèle est souvent utilisé pour représenter des surfaces hétérogènes. Mais il n’est pas adapté aux milieux très hétérogènes.

Système de Pearson et distributions U, B, W

D’autres distributions ont été proposées pour modéliser R [Lopès et al., 1990]. Ces distributions sont prises dans le système de Pearson [Quelle et al., 1993]. Bien qu’elles n’aient pas la justification physique de la loi \mathcal{K} , elles sont bien adaptées dans certains cas (par exemple pour les réponses de surfaces océaniques). Le choix de la loi est fait en localisant la ddp de la texture dans le système de Pearson.

En supposant toujours une distribution Gamma pour S_I , U, B, W sont obtenus, respectivement, pour une distribution de Fisher (Pearson VI), d’une Gamma Inverse (Pearson V) et d’une Beta de

³ddp=fonction de densité de probabilité

première espèce (Pearson I) [Delignon, 1993, Delignon et Pieczynski, 2002]. Notons que selon [Nicolas et Tupin, 2002], la loi B est une Fisher en tant que produit de Gamma et de Gamma Inverse. Mais dans [Delignon et al., 1997, Delignon et Pieczynski, 2002], cette loi n'est jamais détectée, certainement en raison des problèmes de l'estimation. Notons aussi que l'utilisation d'une Beta de première espèce donnerait une cinquième solution [Nicolas, 2004].

Distribution Gaussienne Inverse

S_I a également été modélisée par une distribution Gaussienne Inverse [Frery et al., 1997, Cribari-Neto et al., 2002] pour le fouillis très hétérogène. La Gaussienne Inverse est le produit d'une loi Gamma et d'une loi Gamma Inverse :

$$p_I(u) = \frac{1}{2\mu \left(\sqrt{\frac{M}{L}}\right)^{L-M} K_{L-M}(2\sqrt{LM})} \left(\frac{u}{\mu}\right)^{L-M-1} \exp\left(-\frac{Lu}{\mu} - \frac{M\mu}{u}\right) \quad (5.7)$$

La Gaussienne Inverse tend vers une loi Gamma pour M tendant vers l'infini et vers une Gamma Inverse pour L tendant vers l'infini.

Frery et al. [Frery et al., 1997] obtiennent le modèle du chatoisement en multipliant la Gaussienne Inverse par une Gamma. C'est donc une loi à quatre paramètres. Elle recouvre plusieurs lois connues pour certaines valeurs des paramètres, dont la loi \mathcal{K} et la loi de Fisher [Cribari-Neto et al., 2002]. Une autre extension de ce modèle, la Gaussienne Inverse normalisée, a été proposée par Eltoft [Eltoft, 2003]. Elle est adaptée au fouillis très hétérogène, tel le milieu urbain, mais elle requiert quatre paramètres.

5.1.2.2 Chatoisement non pleinement développé

Une autre hypothèse est que le chatoisement n'est pas pleinement développé, ce qui fait sens pour des cellules de résolution de petite taille. Plusieurs lois, issues d'un choix empirique, peuvent être utilisées.

Distribution Log-normale

La distribution de l'intensité est :

$$p_I(u) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}u} \exp\left(-\frac{(\log u - \mu)^2}{2\sigma^2}\right), \sigma > 0 \quad (5.8)$$

La loi Log-normale [Szajnowski, 1977, Delignon et al., 1997] (Figure 5.1(b)) est dédiée aux surfaces très hétérogènes et souvent aux surfaces urbaines [Simonetto, 2002]. Laur [Laur, 1989] souligne que les histogrammes estimés et les histogrammes réels ne sont pas parfaitement superposables, au sens du test de Kolmogorov-Smirnov, même si les résultats sont satisfaisants. Cette loi surestime la présence de fortes valeurs. Notons que la distribution de Fisher s'en approche beaucoup.

Distribution de Weibull

La loi des intensités est (Figure 5.1(f)) :

$$p_I(u) = \frac{\eta}{\mu} \left(\frac{u}{\mu}\right)^{\eta-1} \exp\left(-\left(\frac{u}{\mu}\right)^\eta\right), \eta > 0 \quad (5.9)$$

La loi de Weibull est dédiée seulement aux faibles hétérogénéités [Oliver, 1993].

Distribution de Nakagami-Rice

Quand il y a seulement un fort réflecteur (de section radar efficace A_0) dans un fouillis homogène (de réflectivité moyenne R), les intensités suivent une loi de Nakagami-Rice (Figure 5.1(e)) :

$$p_I(u) = \frac{1}{R} \exp\left(-\frac{u + A_0^2}{R}\right) I_0\left(2\frac{\sqrt{uA_0^2}}{R}\right) \quad (5.10)$$

I_0 est la fonction de Bessel modifiée de première espèce [Poularikas, 1999].

La loi de Nakagami-Rice est surtout utilisée en communications numériques mais elle a également été appliquée à la détection de cibles dans le fouillis gaussien [Dana et Knepp, 1986].

L'examen des statistiques des images RSO à haute résolution en milieu urbain montre que la probabilité d'avoir des intensités fortes est assez grande. Ceci est dû à la présence de forts réflecteurs, tels les voitures, les coins de murs, les balcons, etc. Cela se traduit par des histogrammes à "queue lourde" avec une décroissance plutôt lente. La notion de "queue lourde" conduit à des ddp n'ayant qu'un nombre limité de moments, comme la loi Gamma Inverse. Donc un bon modèle statistique serait un modèle capable de retranscrire cette particularité. Mais la plupart des modèles précédents ne se comportent pas de la sorte et ils ne pourront pas parfaitement représenter la diversité des villes. Au contraire, la loi Log-normale a une sorte de queue "lourde". Cette loi est très paradoxale car elle possède tous ses moments alors qu'elle n'a pas de fonction caractéristique. Mais cette loi autorise trop de fortes valeurs et ne peut être utilisée que dans des zones restreintes et spécifiques.

Le modèle idéal est donc un compromis de tous ces modèles ; de cette constatation découlent deux solutions :

- un modèle pour chaque classe de l'image peut être utilisé [Fjørtoft et al., 2003, Quelle et al., 1993, Dell'Acqua et al., 2002],
- une unique famille de lois qui peut décrire toutes sortes de surfaces du milieu urbain (des espaces verts aux toits les plus discontinus).

Nous avons choisi la deuxième solution pour avoir un modèle unique. En effet, la rétrodiffusion des ondes électromagnétiques en milieu urbain est si complexe qu'il est difficile d'en déduire un unique modèle statistique relevant de considérations physiques. Notre critère sera donc mathématique et empirique. La propriété principale à respecter est alors la présence de fortes valeurs non négligeables (histogramme à queue lourde). Ces valeurs découlent de quelques diffuseurs répartis sur l'ensemble de la scène. Au regard de cette contrainte, les lois de Fisher sont un candidat idéal, qui suit exactement l'allure des statistiques réelles comme nous le démontrons dans la suite (Figure 5.1(d)) et qui ne sont paramétrées que par trois grandeurs (une grandeur de type "moyenne" et deux facteurs de forme). La ddp des intensités est :

$$p_I(u) = \frac{\Gamma(L+M)}{\Gamma(L)\Gamma(M)} \frac{L}{M\mu} \frac{\left(\frac{Lu}{M\mu}\right)^{L-1}}{\left(1 + \frac{Lu}{M\mu}\right)^{L+M}}, L > 0, M > 0 \quad (5.11)$$

La forme des lois de Fisher est très souple ; en particulier, la queue de la loi peut être plus ou moins lourde (le paramètre M autorise un ajustement) ce qui permet de couvrir un grand ensemble de textures. **En particulier, on montre que pour M tendant vers $+\infty$, la loi de Fisher tend vers une loi Gamma.** C'est l'avantage majeur de cette famille en comparaison avec les modèles présentés auparavant. De plus, la loi de Fisher est sous-jacente à plusieurs modèles déjà proposés dans la littérature : le modèle KUBW de Delignon [Delignon, 1993] ou le modèle à quatre paramètres de Frery [Frery et al., 1997].

5.2 Modèle statistique de Fisher

A notre connaissance, les distributions de Fisher n'ont aucun lien avec la Physique de propagation des ondes et elles ont rarement été utilisées pour modéliser le chatoiement en raison de l'impossibilité de les estimer avec les méthodes statistiques classiques. Une solution est de changer de "monde de statistiques" grâce à la transformée de Mellin et de passer aux statistiques de seconde espèce [Nicolas, 2002b]. Cette transformation utilise l'échelle logarithmique et est, ainsi, particulièrement bien adaptée aux signaux stationnaires à bruit multiplicatif [Epstein, 1948], donc aux images RSO. Mais en plus, elle va nous permettre d'estimer les lois de Fisher. Elle est d'ailleurs utile pour l'estimation d'autres lois comme le montre des travaux récents [Moser et al., 2004] sur les Gaussiennes Généralisées.

5.2.1 Statistiques de seconde espèce

5.2.1.1 Transformée de Mellin

Pour une fonction f définie sur \mathbb{R}^+ , si l'intégrale $MT[f]$ existe [Poularikas, 1999] :

$$MT[f](s) = \int_0^{+\infty} u^{s-1} f(u) du \quad (5.12)$$

Elle est appelée transformée de Mellin ; s , variable de Mellin, est un nombre complexe. Les ddp des images d'amplitude étant définie uniquement sur \mathbb{R}^+ et vérifiant par définition $\int_0^{\infty} f(u) du = 1$, leurs transformées de Mellin existent sur un intervalle contenant la valeur $s = 1$. L'Equation 5.12 montre une similarité évidente avec la transformée de Fourier, ce qui est exploitée pour construire des statistiques.

En effet, les relations entre les statistiques usuelles et la transformée de Fourier sont bien connues : la fonction caractéristique d'une fonction f est la transformée de Fourier de sa ddp. Le $n^{ième}$ moment est la dérivée $n^{ième}$ de sa fonction caractéristique ; les cumulants sont les dérivées $n^{ièmes}$ de la fonction caractéristique du logarithme de f . Ainsi tous les moments statistiques sont déduits de transformations de Fourier.

5.2.1.2 Principales définitions des statistiques de seconde espèce

Les statistiques de seconde espèce peuvent être définies [Nicolas et Maruani, 1999] en imitant les définitions des statistiques classiques. Les fonctions principales sont :

- première fonction caractéristique de seconde espèce :

$$\phi_x(s) = MT(p_x) = \int_0^{+\infty} u^{s-1} p_x(u) du \quad (5.13)$$

- seconde fonction caractéristique de seconde espèce :

$$\psi_x(s) = \log(\phi_x(s)) \quad (5.14)$$

- moment d'ordre r de seconde espèce (avec l'aide des propriétés de la transformée de Mellin) ou log-moments :

$$\tilde{m}_r = \left. \frac{d^r \phi_x(s)}{ds^r} \right|_{s=1} = \int_0^{+\infty} (\log u)^r p_x(u) du \quad (5.15)$$

- cumulant d'ordre r de seconde espèce ou log-cumulants :

$$\tilde{k}_r = \left. \frac{d^r \psi_x(s)}{ds^r} \right|_{s=1} \quad (5.16)$$

Comme pour les moments de première espèce, nous avons [Nicolas et Tupin, 2002] :

$$\tilde{k}_1 = \tilde{m}_1 \quad (5.17)$$

$$\tilde{k}_2 = \tilde{m}_2 - \tilde{m}_1^2 \quad (5.18)$$

$$\tilde{k}_3 = \tilde{m}_3 - 3\tilde{m}_1\tilde{m}_2 + 2\tilde{m}_1^3 \quad (5.19)$$

5.2.1.3 Expressions empiriques des moments des trois premiers ordres

Ces expressions (Equations 5.17, 5.18 et 5.19) permettent de définir les estimateurs des trois premiers log-cumulants. Pour N échantillons y_i , les estimateurs s'écrivent :

$$\hat{k}_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\log(y_i)] \quad (5.20)$$

$$\hat{k}_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[(\log(y_i) - \hat{k}_1)^2 \right] \quad (5.21)$$

$$\hat{k}_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[(\log(y_i) - \hat{k}_1)^3 \right] \quad (5.22)$$

5.2.2 Loi de Fisher et diagramme de Pearson

5.2.2.1 Diagramme de Pearson

Les fonctions de densité de probabilités peuvent être classées dans le système de Pearson en traçant leur position dans un diagramme d'axes le biais (β_1) et l'aplatissement (β_2) [Delignon, 1993, Quelle et al., 1993, Stuart et Keith, 1987].

$$\beta_1 = \frac{M_3^2}{M_2^3} \quad (5.23)$$

$$\beta_2 = \frac{M_4}{M_2^2} \quad (5.24)$$

avec M_n le moment de première espèce, centré d'ordre n . Pour que β_2 existe, il faut que l'existence de M_4 soit assurée.

Le diagramme ($\beta_1 \times \beta_2$) est la représentation classique du système de Pearson. Chaque famille est localisée par rapport à ces deux paramètres. Nicolas [Nicolas, 2002b] a proposé de changer ce diagramme pour le diagramme ($\tilde{k}_2 \times \tilde{k}_3$). Dans ce graphique, les différents types de Pearson forment une partition de l'espace (Figure 5.2).

La Figure 5.2 montre que les lois Log-normale, Nakagami et \mathcal{K}^4 couvrent un espace réduit du diagramme (\tilde{k}_2 - \tilde{k}_3). Au contraire les lois de Fisher, en tant que solutions de Pearson VI (résultat connu des statisticiens [Stuart et Keith, 1987]) couvrent un large espace et apparaissent comme plus universelles. Il reste à vérifier que les statistiques des images RSO à haute résolution en milieu urbain sont majoritairement bien des solutions de Pearson VI.

Pour cela, une estimation locale de \tilde{k}_2 et \tilde{k}_3 dans les images d'amplitude mono-vue a été réalisée (Figure 5.3). Chaque point du graphe représente les paramètres estimés pour un pixel, sur une fenêtre 11×11 ⁵. Le biais de l'estimation est minime même avec une petite fenêtre [Nicolas, 2002a]. Comme

⁴Les lois \mathcal{K} et Nakagami ne font pas partie du diagramme de Pearson mais elles se positionnent aisément par rapport aux lois de Pearson dans le diagramme.

⁵il est à noter que dans ce cas, l'hypothèse de stationnarité n'est pas toujours vérifiée puisque de nombreuses fenêtres sont à cheval entre deux régions physiquement différentes.

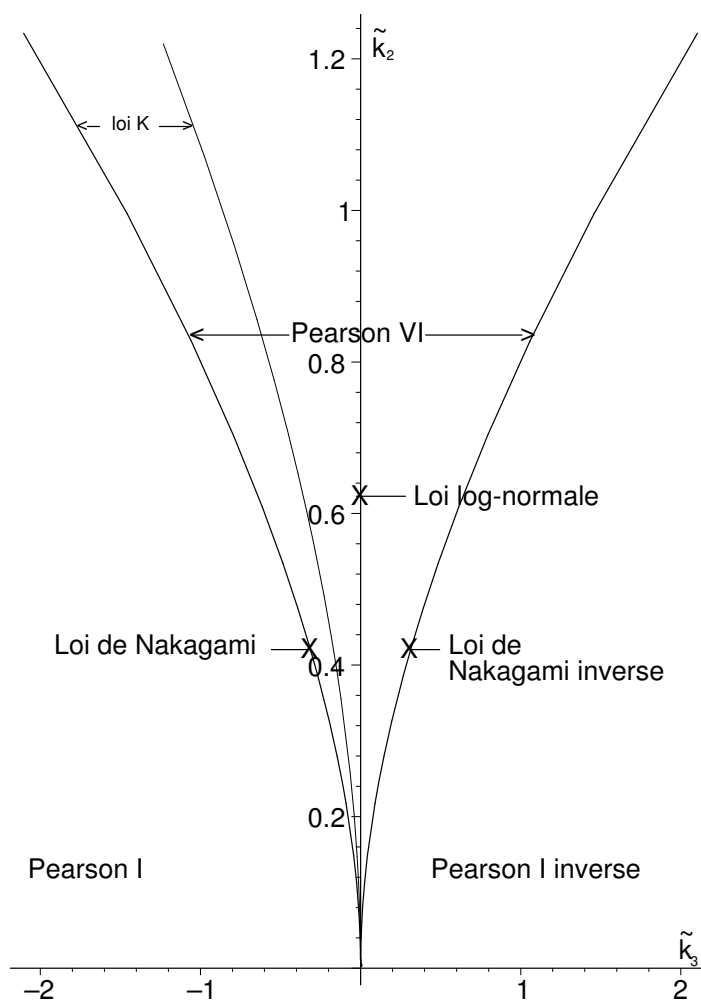


FIG. 5.2 : Domaines de Pearson dans le diagramme $(\tilde{k}_2/\tilde{k}_3)$ dans le cas des ddp en amplitude. Quelques distributions connues ont été localisées dans le graphique, elles n'occupent qu'une part restreinte de l'espace de Pearson. Ce diagramme ne concerne que les lois sur \mathbb{R} et ne contient donc que les types de Pearson, I, III, V et VI. (Gamma = Pearson III, Gamma Inverse = Pearson V)

le montre la Figure 5.3, la plupart des points appartiennent au domaine de Pearson VI, ce qui justifie a posteriori notre choix (arbitraire) de modéliser les distributions en amplitude et intensité par des lois de Fisher.

5.2.2.2 Relation entre les paramètres de forme des lois et les moments statistiques

Nous nous intéressons uniquement à des lois qui sont des fonctions de deux ou trois paramètres (le paramètre de poids μ et un ou deux paramètres de forme L et M). Ce formalisme est plus facilement utilisable que celui avec les moments ou les log-moments. Le Tableau 5.1 récapitule les relations entre les moments, les log-moments et les paramètres de poids et de forme à partir des formulations des lois (Paragraphe 5.1). La résolution de l'estimation des log-moments, qui est possible grâce à la monotonie des fonctions polygamma Ψ , est numérique car il n'y a pas d'expression analytique [Nicolas et Tupin, 2002].

En théorie, toute distribution peut être estimée à partir de ses moments (ou de ses log-moments, vu qu'ils sont liés par des relations analytiques). Mais certains moments peuvent ne pas exister :

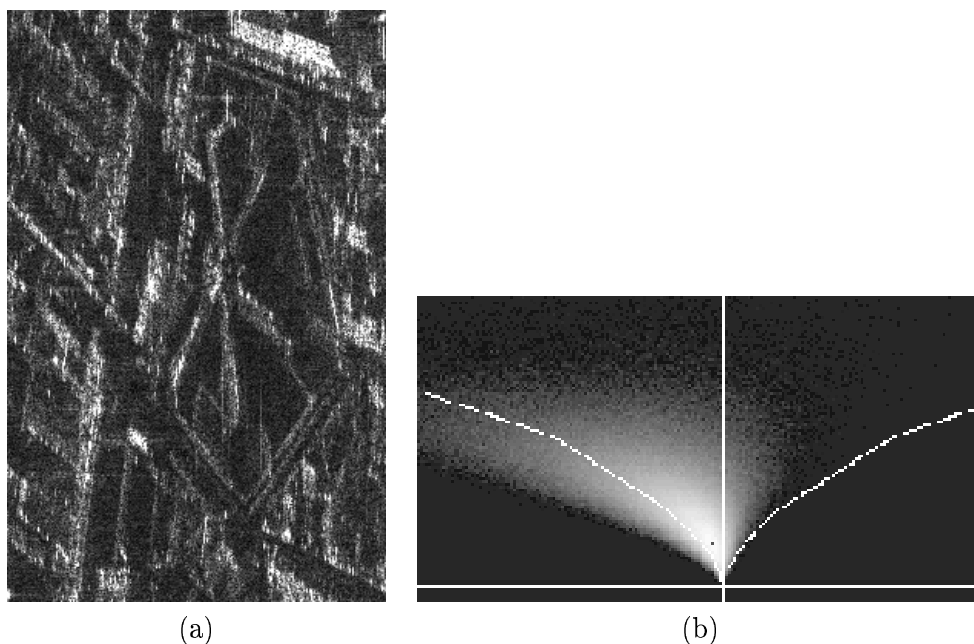


FIG. 5.3 : Image d'amplitude (a) sur la prison St Michel (Toulouse - capteur AeS-1) et diagramme des log-cumulants estimés correspondant : l'estimation est faite en tout point de l'image, sur une fenêtre 11×11 . Plus le point est blanc, plus la fréquence d'apparition de la valeur correspondante du couple $(\tilde{k}_2, \tilde{k}_3)$ est grande. Dans ce diagramme, la plupart des pixels sont associés à une loi du type Pearson VI. Les pixels associés à Pearson I sont minoritaires et sont souvent des points frontières entre deux textures. De plus le biais sur l'estimation (dû à la taille de la fenêtre) peut faire passer un point de Pearson VI à Pearson I [Nicolas et al., 2004].

par exemple, les moments des lois de Fisher n'existent pas quand M est inférieur à 3. Dans ce cas, leur calcul numérique n'a plus de sens. Les lois de Nakagami peuvent être estimées par les méthodes d'estimation des log-moments, des moments et du maximum de vraisemblance. Cette propriété sera utilisée pour valider la méthode d'estimation.

TAB. 5.1 : Expressions mathématiques des log-cumulants et des moments en fonction de L , M et μ et expressions des estimateurs de ces paramètres par les trois méthodes d'estimation (quand c'est possible) : méthode des moments, des log-moments et du maximum de vraisemblance (MV) [Nicolas, 2002a]. Les expressions sont valables pour les images d'amplitude. Des approximations sont faites quand nécessaire.

La fonction $\Psi(L)$ est la fonction Digamma [Gradshteyn et Ryzhik, 2000], la fonction $\Psi(n, L)$ est la fonction n -Polygamma [Gradshteyn et Ryzhik, 2000], la fonction $K_n(u)$ est la fonction de Bessel de seconde espèce [Poularikas, 1999, page 25-14] et la fonction $\Gamma(L)$ est la fonction Gamma [Gradshteyn et Ryzhik, 2000].

Type de distribution	Log-cumulants	Moments	Estimateurs		
			méthode des log-mom.	méthode des mom.	méthode du MV
Nakagami (amplitude)	$\tilde{\kappa}_1 = \log(\mu) + \frac{1}{2}(\Psi(L) - \log(L))$ $\forall r > 1, \tilde{\kappa}_r = (\frac{1}{2})^r \Psi(r - 1, L)$ $L > 0$	$m_1 = \frac{\Gamma(L + \frac{1}{2})}{\sqrt{L}\Gamma(L)} \mu$ $m_2 = \mu^2$ $L > 0$	$\log(\frac{\mu^2}{L}) + \Psi(L) = 2\tilde{k}_1$ $\Psi(1, L) = 4\tilde{k}_2$ Inversion numérique de ce système d'équations.	$\mu = \sqrt{m_2}$ $L = 0.1346 + \frac{0.504}{\log \mu^2 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log y_i^2}$	
Fisher (intensité)	$\tilde{\kappa}_1 = \log(\mu) + (\Psi(L) - \log(L)) - (\Psi(M) - \log(M))$ $\forall r > 1, \tilde{\kappa}_r = \Psi(r - 1, L) + (-1)^r \Psi(r - 1, M)$ $L > 0, M > 0$	$m_1 = \frac{M}{M-1} \mu, M \neq 1$ $m_2 = \frac{L+1}{L} \frac{M^2 \mu^2}{(M-1)(M-2)}$ $M > 2$	Inversion numérique de ce système d'équations. ce qui lie \tilde{k}_n à L , M et μ .	$\forall M > 3,$ $\mu = m_1 \frac{2(R_1 - R_2)}{4R_1 - 3R_2 - 1}$ $L = \frac{2(R_1 - R_2)}{-R_1 + 2R_2 - R_1 R_2}$ $M = \frac{4R_1 - 3R_2 - 1}{2R_1 - R_2 - 1}$ avec : $R_1 = \frac{1}{m_1} \frac{m_2}{m_1}$ $R_2 = \frac{1}{m_1} \frac{m_3}{m_2}$	—

5.2.3 Estimation des log-moments

L'estimation pratique est supervisée car les images sont trop complexes pour autoriser une méthode totalement automatique (le problème étant la sélection de zones représentatives de chaque classe). L'apprentissage ne doit être fait qu'une seule fois pour un type de capteur donné. Les principales étapes de l'estimation de la ddp sont au nombre de quatre :

- sélection manuelle de zones représentant chaque classe,
- calcul des log-cumulants de chaque classe à partir de tous les pixels pré-sélectionnés et des Equations 5.20, 5.21 et 5.22,
- détermination de la position de chaque classe dans le diagramme $(\tilde{k}_2 \times \tilde{k}_3)$. Si les statistiques de la classe appartiennent au domaine de Pearson VI, le choix du modèle de Fisher est validé, sinon il faut utiliser un autre modèle (Gamma ou Pearson I),
- calcul de L , M et μ en utilisant les équations du Tableau 5.1.

5.2.4 Illustration du modèle sur des données réelles

Les données Aerosensing sont utilisées pour illustrer l'estimation des paramètres. Trois classes d'intérêt ont été identifiées : les bâtiments, la végétation et le sol. Mais ces classes doivent être subdivisées pour obtenir des classes homogènes du point de vue des statistiques ; ceci est fait en fonction du type de scène à étudier. Au final, six classes sont retenues : *le sol, la végétation sombre, la végétation claire, les toits sombres, les toits moyens et les toits clairs/forts réflecteurs*. Sombre, moyen et clair sont des qualificatifs de la radiométrie moyenne des classes et ils ne se réfèrent, en aucun cas, à l'apparence optique des objets. Le Tableau 5.2 résume les différentes classes choisies, le nombre d'échantillons et les paramètres estimés. Pour toutes les classes, les paramètres sont estimés en utilisant TOUS les pixels lui appartenant. Une distribution de Fisher est choisie ; en effet tous les couples $(\tilde{k}_2, \tilde{k}_3)$ appartiennent à Pearson VI, ce qui confirme l'étude préliminaire menée localement (Figure 5.3). Cette fois le biais de l'estimation est très faible car un grand nombre de points est utilisé : il n'y a plus de classes dans Pearson I.

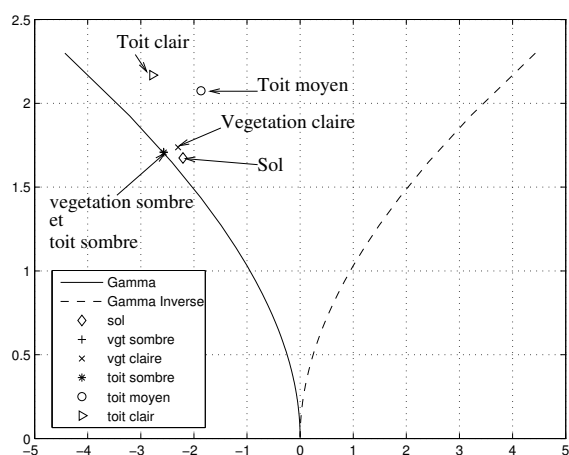
Des résultats similaires sont obtenus pour toutes les traces des images de Toulouse, mais également pour les images RAMSES de Dunkerque qui ont été acquises avec un capteur différent. La définition des classes reste valable pour ce deuxième jeu de données. Notons également que la valeur estimée du paramètre L , qui est le nombre de vues, est toujours proche de 1. Or nous travaillons sur des images mono-vue : l'estimation est donc cohérente avec le résultat attendu. Le biais sur l'estimation de L est compensé dans l'estimation de M pour l'allure finale de la loi, ces deux paramètres fonctionnant de paire pour fixer la forme de la ddp. Donc il vaut mieux garder le paramètre L tel quel plutôt que de le forcer à sa valeur réelle quand on la connaît, ce qui montre bien que notre démarche n'est pas fondée sur des principes de physique.

Notons qu'il n'existe pas de métrique adéquate dans l'espace (L, M, μ) , du moins pour le moment, ce qui empêche de séparer les classes dans cet espace.

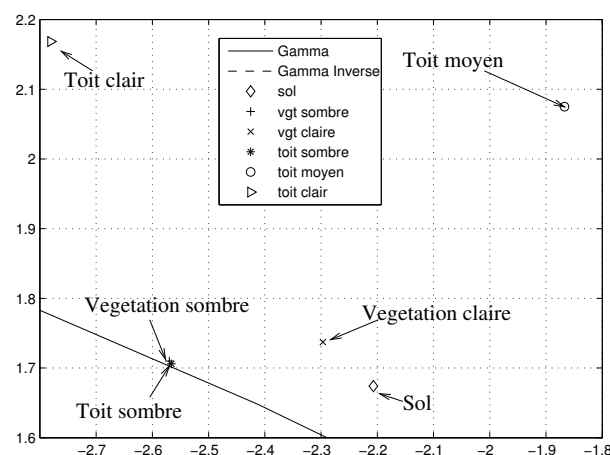
A la Figure 5.4, les couples $(\tilde{k}_2, \tilde{k}_3)$ estimés pour chaque classe, selon la méthode expliquée au paragraphe précédent, sont représentés dans le diagramme de Pearson. Tous les couples sont bien dans le domaine de Pearson VI, justifiant l'utilisation du modèle de Fisher. Cependant deux classes (*végétation sombre* et *toit sombre*) sont à la limite des domaines de Pearson VI et de Nakagami. Pour ces classes, la précision de l'estimation n'est pas suffisante pour déterminer si ce sont plutôt des distributions de Fisher ou plutôt des distributions de Nakagami. Le problème est alors plus de s'assurer que, pour ce type de classes, les deux modèles donnent des résultats comparables, autrement dit, qu'il existe une continuité entre les deux représentations. **De façon générale, les classes de végétation sont plutôt proches du domaine de Nakagami, ce qui est en accord avec nos remarques préliminaires sur les modèles statistiques (§5.1), alors que les classes de structures non-naturelles sont, sans ambiguïté, dans Pearson VI.**

TAB. 5.2 : *Caractéristiques des six classes (pour la Trace 1 des images Aerosensing sur Toulouse). Le sol est du sol nu ou de l’herbe (VGT = végétation). Les paramètres de la classe végétation claire et de la classe toit sombre sont très proches et laissent présager une confusion possible entre les deux classes. Le paramètre M peut paraître discriminant dans certains cas. Mais la distance euclidienne ne s’adapte, en réalité, pas à l’espace des paramètres (L , M , μ). En effet, une grande variation de M pour des valeurs supérieures à 8 n’a pas de réelles conséquences sur la forme de la loi et on peut donc avoir des “erreurs” d’estimation au sens des paramètres mais pas au sens des lois. Il manque donc une distance dans l’espace des paramètres.*

	Sol	VGT sombre	VGT claire	Toit sombre	Toit moyen	Toit clair
Nombre de zones	2	5	5	8	7	4
Nombre de pixels	11 101	7 060	6 415	3 199	5 908	3 872
\tilde{k}_1	0.61	1.16	1.61	1.59	1.91	3.26
\tilde{k}_2	0.42	0.43	0.43	0.43	0.52	0.54
\tilde{k}_3	-0.28	-0.32	-0.29	-0.32	-0.23	-0.35
L	1.03	0.96	1.01	0.97	1.04	0.93
M	10.50	38.79	8.15	34.70	2.35	3.36
μ	2.40	4.31	6.49	6.57	8.00	33.27



(a)



(b)

FIG. 5.4 : *Log-cumulants, estimés pour chaque classe, représentés dans le diagramme $(\tilde{k}_2, \tilde{k}_3)$ (en amplitude). Le graphe (b) est un zoom du graphe (a). Toutes les classes sont bien dans le domaine de Pearson VI.*

A la Figure 5.4, il apparaît clairement que les deux classes *végétation sombre* et *toit sombre* sont très proches et que cette proximité sera certainement une source de confusion entre ces deux classes.

Une fois la sélection d'une loi de Fisher pour chaque classe effectuée, il est possible de comparer l'histogramme réel avec l'histogramme estimé (Figure 5.5). La ddp estimée est toujours très proche de la loi réelle, quelle que soit la nature de la classe. Notons que les queues des distributions sont particulièrement bien modélisées. Cette première expérience, bien que qualitative, prouve que le modèle des lois de Fisher semble bien adapté aux villes quand on souhaite utiliser un seul modèle statistique.

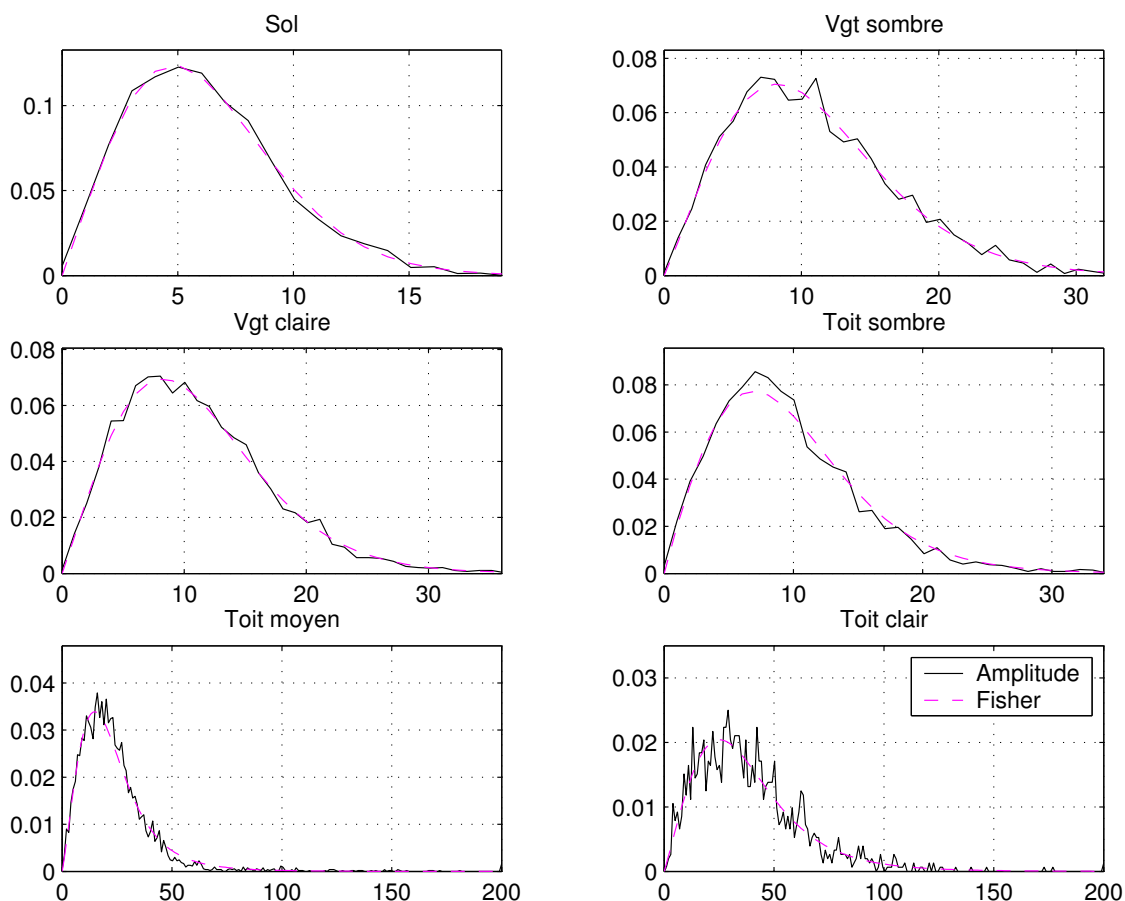


FIG. 5.5 : Fonctions de probabilité estimées et histogrammes mesurés pour les six classes. Chaque graphique correspond à une classe. La loi estimée est très proche de la loi réelle quelle que soit la classe considérée.

La suite du chapitre est consacrée à la validation du modèle en répondant aux deux questions suivantes : l'estimation par les log-moments est-elle plus précise que les méthodes classiques dans les différents cas des images RSO à haute résolution en milieu urbain ? Est-ce que les distributions de Fisher modélisent bien les statistiques de telles images par rapport à des lois plus classiques ?

5.3 Validation du modèle statistique

La validation du modèle est faite sur des données simulées et des données réelles. Pour simuler des échantillons selon une certaine loi de probabilité, la méthode de réjection [Stuart et Keith, 1987] est utilisée. Cette méthode permet d'obtenir des échantillons selon toutes sortes de lois de probabilité. Les paramètres de forme et de poids sont choisis aléatoirement dans des intervalles prédéfinis, et à

chaque fois, 1000 échantillons sont générés. Chaque jeu d'échantillons, représentant une réalisation de la loi, est utilisé pour estimer les paramètres de la distribution selon plusieurs méthodes. Afin de représenter toutes les sortes de surfaces en milieu urbain, des jeux de données générés par des lois de Nakagami et des lois de Fisher sont utilisés.

Quatre modèles statistiques sont testés pour chaque ensemble d'échantillons (quelle que soit la véritable distribution) :

- M1 = loi de Nakagami couplée avec la méthode des moments,
- M2 = loi de Nakagami couplée avec la méthode du maximum de vraisemblance,
- M3 = loi de Nakagami couplée avec la méthode des log-moments,
- M4 = loi de Fisher couplée avec la méthode des log-moments,

et les différents résultats sont comparés avec les simulations.

Nous aurons donc des réalisations de lois de probabilité provenant de simulation ou de véritables images. En utilisant les modèles cités ci-dessus, plusieurs lois statistiques, représentant ces réalisations, sont obtenues. Le problème est alors de mettre en place un procédé de comparaison entre toutes ces estimations. Plusieurs méthodes sont possibles :

- Les paramètres estimés $\hat{\mu}$, \hat{M} et \hat{L} peuvent être comparés avec ceux utilisés pour les simuler. Ceci fournit un biais sur l'estimation des paramètres. Malheureusement nous avons constaté par expérience que l'estimation n'est pas robuste au bruit de mesure. Selon l'ensemble des échantillons, des valeurs très différentes pour μ , M et L peuvent être obtenues mais toutes donnant un résultat visuellement similaire pour la ddp. C'est en effet l'interaction entre les trois valeurs qui est intéressante et non chaque valeur prise indépendamment des autres.
- Les ddps simulées et estimées peuvent être comparées visuellement.
- Les ddps simulées et estimées peuvent être comparées avec des mesures de distance. Il existe plusieurs mesures : par exemple, le test du χ^2 , la divergence de Kullback-Leiber, la distance de Kolmogorov-Smirnov ou encore l'erreur quadratique moyenne (EQM). La distance de Kolmogorov-Smirnov ne donne pas de résultats satisfaisants car elle est trop faible dans la plupart des cas, ce qui ne permet pas de discriminer les lois.

Nous avons choisi l'examen visuel des ddps et la comparaison globale des ddps par l'EQM. Etant donné N échantillons, la ddp peut être déduite de l'histogramme des valeurs échantillonnées. Soient u_n les valeurs discrètes de l'espace des amplitudes, $p(u_n)$ la ddp théorique et $\hat{p}(u_n)$ la ddp estimée (approximée par l'histogramme), l'EQM est calculée par :

$$EQM = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N ||p(u_n) - \hat{p}(u_n)||^2 \quad (5.25)$$

La méthode d'estimation est d'abord validée (Section 5.3.1) avant de comparer le comportement des lois de Fisher avec les lois de Nakagami (Section 5.3.2).

5.3.1 Validation de la méthode d'estimation

Les lois de Fisher ne peuvent pas être utilisées pour prouver le bénéfice apporté par la méthode des log-moments. En effet, ces lois ne sont pas toujours estimables par la méthode des moments ou du maximum de vraisemblance. Par contre, les lois de Nakagami répondent parfaitement à nos attentes.

5.3.1.1 Validation sur des simulations

En utilisant des échantillons simulés seulement à partir des distributions de Nakagami, nous testons les trois méthodes d'estimation M1, M2 et M3. Chaque méthode donne une valeur d'EQM pour chaque ensemble d'échantillons. Notons ces EQM : EQM(M1), EQM(M2) et EQM(M3). Nous allons calculer

5.3.1. Validation de la méthode d'estimation

les différences entre chaque EQM : $\Delta(M1 - M3) = EQM(M1) - EQM(M3)$ et $\Delta(M2 - M3) = EQM(M2) - EQM(M3)$. Les histogrammes des différences sont présentés aux Figures 5.6(a) et 5.6(b). Sur les deux figures, la distribution est essentiellement positive, montrant clairement que l'estimation des log-moments est plus précise. On peut également déduire de la répartition des données sur les figures précédentes, que la méthode du maximum de vraisemblance est meilleure que la méthode des moments.

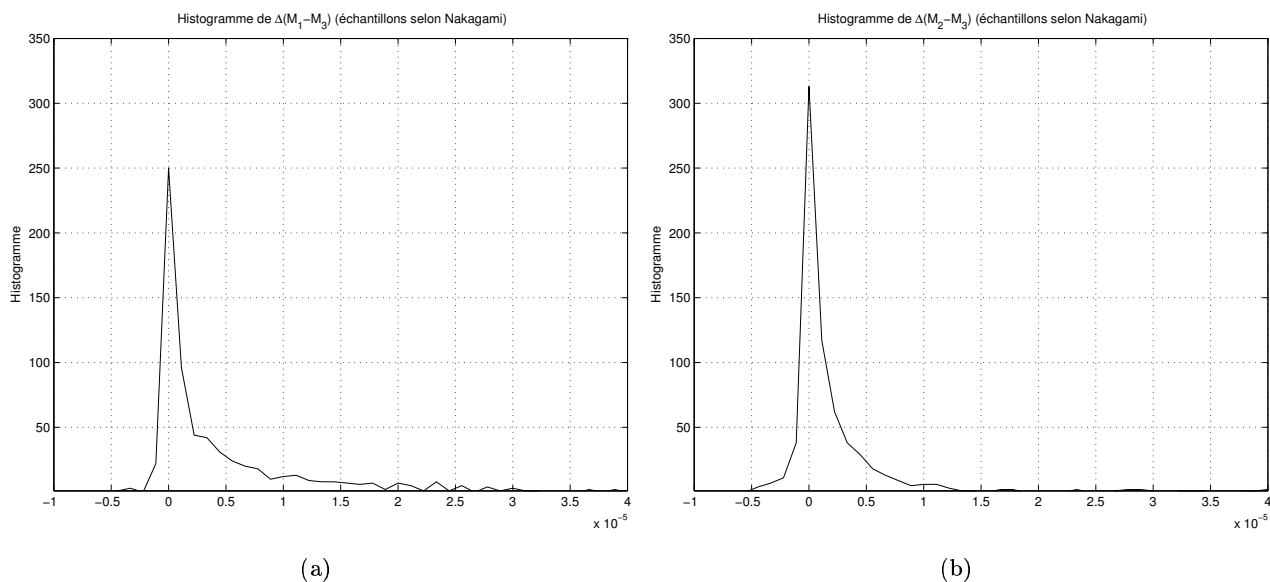


FIG. 5.6 : Les différences des valeurs de $\Delta(M1 - M3)$ (à gauche) et de $\Delta(M2 - M3)$ (à droite) sont obtenues à partir de réalisations de la loi de Nakagami. Plusieurs valeurs des paramètres L et μ sont utilisées afin d'obtenir un grand éventail de réalisations. Dans les deux cas, le modèle d'estimation $M3$ (méthode des log-moments) est le plus performant car l'histogramme est dissymétrique et il y a plus de valeurs positives.

5.3.1.2 Validation sur des images réelles

Les tests ont également été faits sur des images réelles, en estimant seulement des lois de Nakagami au départ. Nous voulons tester l'intérêt d'estimer les paramètres en utilisant les méthodes M1, M2 et M3. Pour chaque classe, un histogramme empirique est comparé aux histogrammes des lois estimées par les trois méthodes (Figures 5.7 et 5.8). Pour les surfaces naturelles, les estimateurs sont très similaires et il n'y a aucune différence majeure en choisissant une méthode plutôt qu'une autre. Par contre, pour les surfaces non-naturelles, l'estimateur des log-moments est, sans discussion, bien meilleur. La tête et la queue de la distribution sont, toutes les deux, bien modélisées, ce qui n'est pas le cas avec M1 et M2. La classe *toit moyen* illustre un cas où le modèle M1 est inefficace : la présence de quelques valeurs très fortes perturbe beaucoup l'estimation des paramètres.

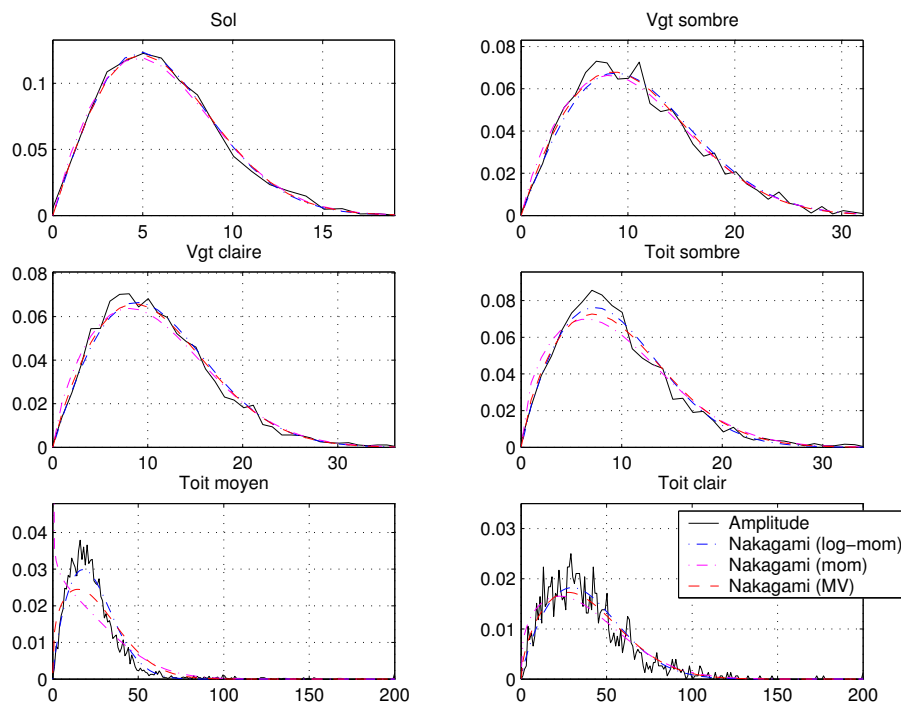


FIG. 5.7 : Histogrammes de la véritable distribution et des trois distributions estimées par les trois méthodes. Le résultat obtenu par la méthode M2 (Nakagami avec l'estimation log-moment) est toujours très proche de la réalité et souvent meilleur que les deux autres estimations, en particulier au niveau de la queue de la distribution. (Nakagami moments = méthode M1 - Nakagami log-moments = méthode M3 - Nakagami MV = méthode M2)

En conclusion, la méthode d'estimation des log-moments est particulièrement appropriée pour l'apprentissage des lois statistiques du milieu urbain dans les images mono-vue. Les histogrammes sont estimés avec une grande précision. En effet, l'échelle logarithmique est moins sensible à quelques fortes valeurs et cela peut expliquer pourquoi cette méthode est plus efficace sur ce type d'images que les méthodes des moments et du maximum de vraisemblance.

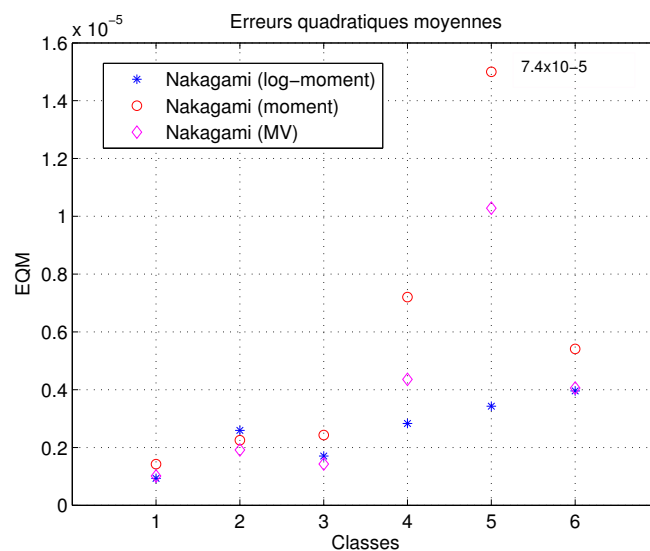


FIG. 5.8 : Erreurs quadratiques moyennes calculées pour chaque classe et pour chaque modèle. L'estimation par le modèle M3 (Nakagami avec les log-moments) a toujours une EQM faible, voire la plus faible, alors que les deux autres méthodes entraînent une EQM assez élevée pour les classes de bâtiments.

Explication de la légende du graphe : Nakagami (moments) = méthode M1 - Nakagami (log-moment) = méthode M3 - Nakagami (MV) = méthode M2.

Légende des classes : 1 = sol, 2 = végétation sombre, 3 = végétation claire, 4 = toit sombre, 5 = toit moyen, 6 = toit clair

5.3.2 Validation du modèle de Fisher

Nous étudions dans cette partie l'amélioration apportée par le modèle de Fisher par rapport aux distributions classiques.

5.3.2.1 Validation sur les images simulées

Afin d'avoir une mesure quantitative de l'intérêt des lois de Fisher pour l'estimation des ddps, nous comparons la qualité des estimations avec des données issues des simulations de lois de Fisher et de Nakagami. A nouveau, l'EQM est utilisée pour avoir une mesure globale de la différence des modèles. Comme nous avons déjà montré que l'estimateur des log-moments est le meilleur dans notre contexte, nous comparons seulement les modèles M3 et M4. Commençons par une vérification de la bonne modélisation des lois de Nakagami par un modèle de Fisher (c'est ce qui se passe sur les surfaces naturelles). Dans ce but, des échantillons de lois de Nakagami sont générés.

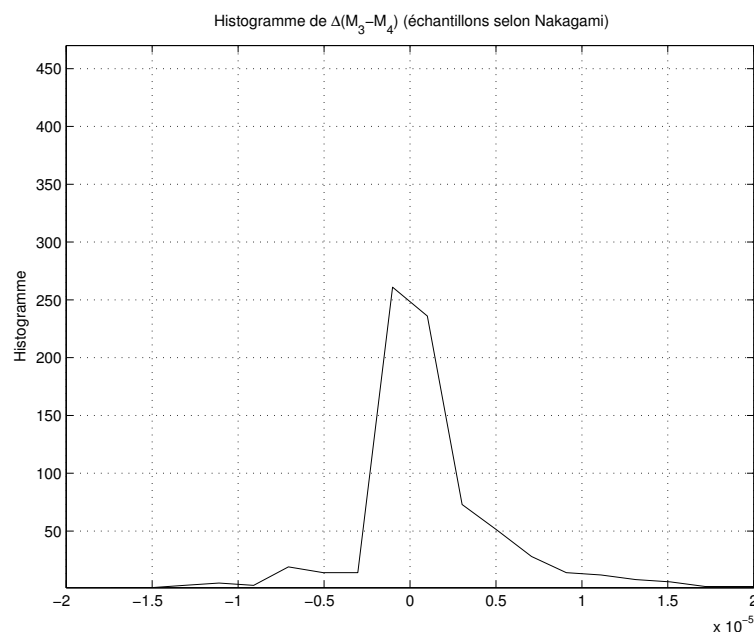


FIG. 5.9 : *Histogramme de $\Delta(M3 - M4)$. Les différentes valeurs de $\Delta(M3 - M4)$ sont obtenues à partir de plusieurs réalisations de lois de Nakagami. Pour chaque réalisation, des valeurs différentes de L et μ sont utilisées afin d'obtenir un large éventail de réalisations. La courbe étant pratiquement symétrique, les deux estimateurs sont presque équivalents ce qui signifie que la loi de Fisher est capable de modéliser correctement une surface de chatoiement pleinement développé. En effet pour M tendant vers $+\infty$, la loi de Fisher tend vers la loi Gamma (Page 114).*

La Figure 5.9 prouve que la loi de Fisher est aussi précise que la loi de Nakagami pour modéliser une loi de Nakagami sur les surfaces naturelles comme le montre la limite de la loi de Fisher pour M tendant vers $+\infty$ (Page 114). Cela autorise donc à utiliser les lois de Fisher même si on sait, a priori, que le chatoiement est pleinement développé.⁶

Dans un deuxième temps, les échantillons sont générés à partir d'une loi de Fisher. Nous vérifions que le modèle M4 est plus précis que le modèle M2 (Figures 5.10(a) et 5.10(b)).

⁶Le modèle de Nakagami, qui a une justification physique solide, est à préférer au modèle de Fisher qui n'a qu'une justification mathématique quand on travaille uniquement avec des zones de chatoiement pleinement développé.

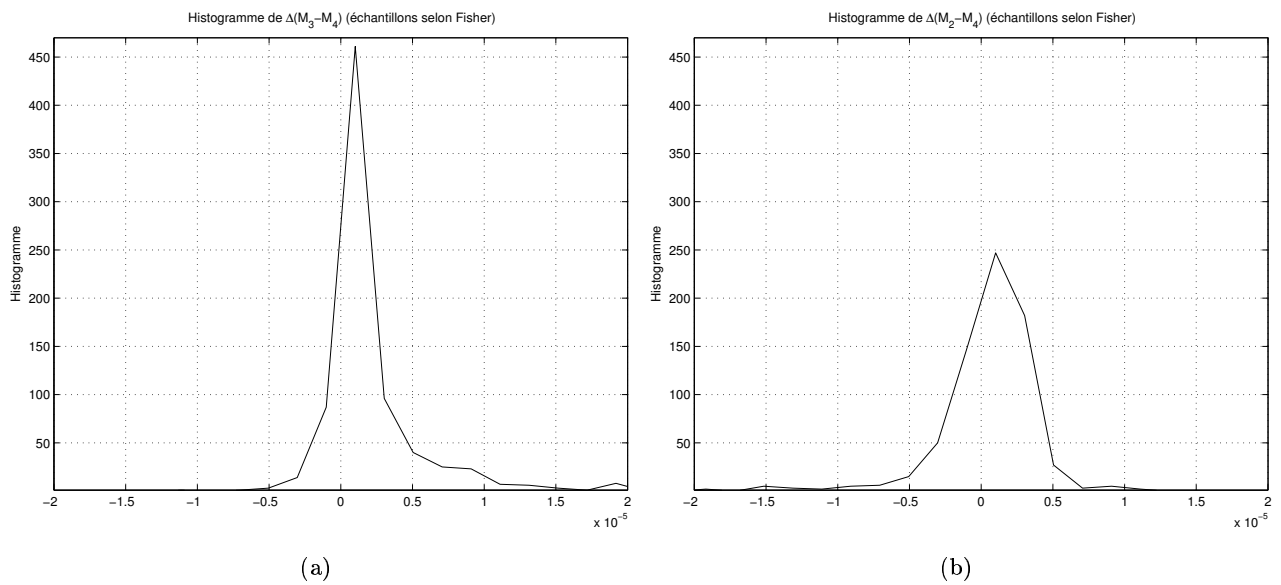


FIG. 5.10 : Histogrammes de $\Delta(M_2 - M_4)$ (a) et $\Delta(M_3 - M_4)$ (b). Les différentes valeurs de $\Delta(M_2 - M_4)$ et $\Delta(M_3 - M_4)$ sont obtenues à partir de plusieurs réalisations de lois de Fisher. Pour chaque réalisation, des valeurs différentes de L , M et μ sont utilisées afin d'obtenir un large éventail de réalisations. Un avantage net apparaît toujours en faveur de l'estimateur utilisant la modélisation de Fisher.

5.3.2.2 Validation sur les données réelles

Le modèle M3 (qui est le meilleur pour l'estimation des lois de Nakagami) est maintenant comparé au modèle M4 sur les images réelles. La comparaison est faite sur les histogrammes (Figure 5.12) et en calculant les EQM (Figure 5.11). De l'examen des résultats, nous pouvons conclure que sur les surfaces naturelles (végétation, sol), les différences sont très mineures mais sur les structures non-naturelles, le modèle M4 est bien meilleur.

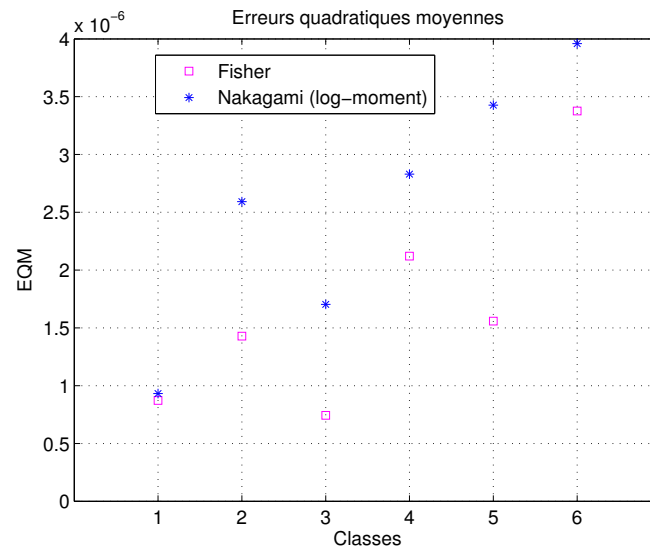


FIG. 5.11 : *Erreurs quadratiques moyennes calculées pour chaque classe et pour différentes distributions. La méthode d'estimation est la méthode des log-moments et le modèle de loi est soit Fisher, soit Nakagami. L'estimateur de Fisher a toujours une EQM plus faible que celle de Nakagami.*

Légende des classes : 1 = sol, 2 = végétation sombre, 3 = végétation claire, 4 = toit sombre, 5 = toit moyen, 6 = toit clair

En conclusion, les statistiques des images RSO à haute résolution en milieu urbain sont modélisables par les lois de Fisher. Ces lois nécessitent l'utilisation d'une nouvelle méthode d'estimation : la méthode des log-moments. Nous avons prouvé que ce modèle est bien adapté car il modélise aussi bien les surfaces naturelles que les surfaces non-naturelles : sa capacité à modéliser les distributions à tête lourde ou à queue lourde est unique. Il apparaît donc comme une extension des lois classiquement utilisées permettant à la fois de représenter les surfaces dont les statistiques sont bien connues et de représenter les surfaces pour lesquelles les modèles proposés échouent. Néanmoins, la plus grande partie de l'amélioration apportée provient plus de la méthode d'estimation que du modèle de loi lui-même. En effet les lois de Nakagami estimées par la méthode des log-moments, forment une première estimation très correcte des surfaces urbaines.

Le modèle des lois de Fisher, estimées par la méthode des log-moments, est particulièrement bien adapté à la modélisation des lois statistiques des images *mono-vues* haute résolution du milieu urbain. Ces statistiques retranscrivent, de façon mathématique, les radiométries présentes dans les images. Par contre, ce modèle n'aura plus lieu d'être si ces images sont pré-filtrées. Dans le cas d'un simple filtre multi-vues, le paramètre L pourra rendre compte du filtrage car il est égal au nombre de vues et le modèle de Fisher restera adéquat. Mais très vite (c'est-à-dire expérimentalement dès quatre vues), les statistiques tendent vers des lois d'allure de plus en plus symétrique et donc modélisables

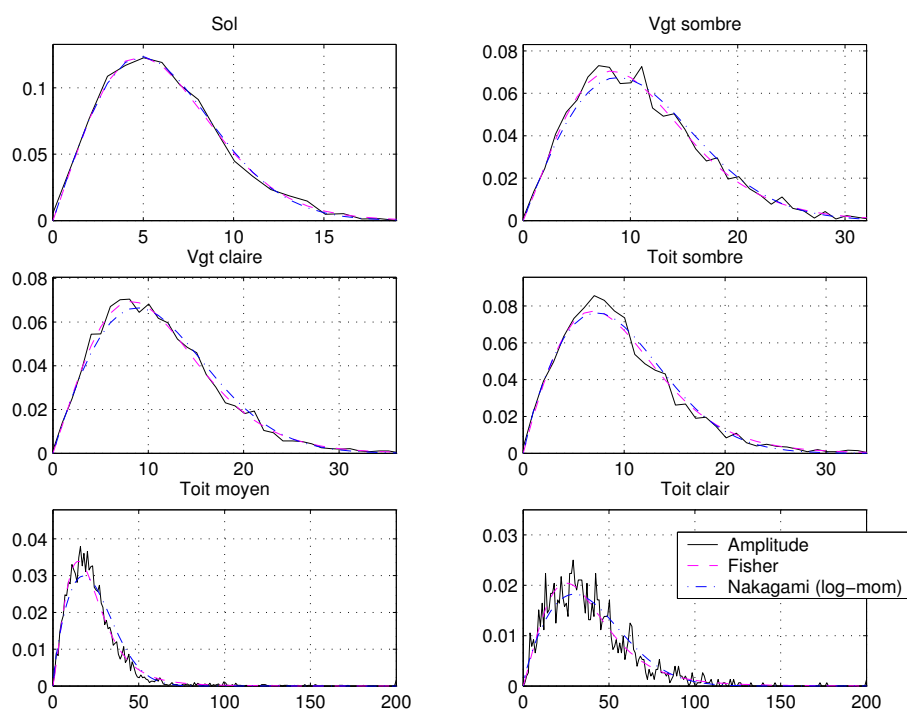


FIG. 5.12 : Histogrammes des données réelles et des distributions estimées (modèles $M3$ et $M4$). Chaque graphe correspond à une classe.

par des gaussiennes et l'utilité d'un modèle statistique raffiné ne se fait plus sentir. Si les images sont filtrées par un filtre anti-speckle (par exemple, le filtre de Lee [Lee et Jurkevich, 1989] ou le filtre de Kuan [Kuan et al., 1987]), la statistique des images est changée. Le modèle de Fisher ne s'applique plus. L'intérêt de ces filtres est de se ramener à des statistiques dans les images proches de celles des images optiques ou d'améliorer la qualité visuelle des images. Mais ceci se fait au détriment de la résolution des images. La modélisation de Fisher perd également de son intérêt dans le cas du filtrage multi-vues. Pour un nombre de vues supérieur à 4, la loi de Nakagami suffit. Mais nous préférons travailler à pleine résolution dès que c'est possible et appliquer des traitements spécifiques aux images radar en modélisant les statistiques par des lois de Fisher. Cela permet de ne pas trop s'écarter de l'information physique des images et d'avoir la meilleure précision possible. La résolution sera dégradée au dernier moment quand il faudra fusionner avec les interférogrammes.

Conclusion

Dans cette partie, trois niveaux d'analyse des images SAR ont été décrits :

- à l'échelle de la cellule élémentaire : la simulation électromagnétique (théorie de la propagation électromagnétique),
- à l'échelle des objets : le découpage en sous-bandes (traitement du signal)
- à l'échelle des surfaces : modélisation statistique des textures (traitement des images).

Ces trois échelles permettent d'étudier ce qui se passe au niveau de la cellule, de l'objet et de la surface. Plus on est proche de la cellule, meilleure est la compréhension du phénomène physique à l'origine de l'image mais plus l'étude est spécifique et ne peut être étendue à toute l'image. A contrario, le traitement d'images ne peut, à lui seul, expliquer les causes physiques du signal RSO.

Les particularités du milieu urbain ont été ainsi analysées avec trois éclairages différents afin de comprendre le signal radar à partir duquel le MNS urbain doit être calculé, et de dégager des caractéristiques communes à chaque bâtiment.

Les simulations électromagnétiques ont été faites à partir du modèle proposé par Franceschetti [Franceschetti et al., 2002] (Chapitre 3). Ce modèle permet de simuler rapidement la réponse électromagnétique d'un bâtiment simple, en prenant en compte les doubles réflexions mur/sol (mur lisse et sol rugueux). Il est plus approximatif qu'une méthode exacte, par exemple FDTD [Yee, 1966] mais bien moins lourd à mettre en œuvre. Mais il reste des limites à ce modèle, en particulier sur les domaines de validité, qui ne sont pas traitées ici.

Les simulations ont été comparées avec les données réelles et la vérité terrain. Ceci a permis de mettre à jour plusieurs particularités des images RSO de Dunkerque : la signature des coins réflecteurs des bâtiments dont l'empreinte au sol est grande, a une amplitude élevée dans la grande majorité des cas, quelle que soit l'orientation du bâtiment. Mais toutes les lignes brillantes ne sont pas des coins mur/sol ! La plupart des bâtiments ont des toits très pentus : leur réponse est très forte et peut même masquer celle du coin. L'interférogramme permet de discriminer les toits des réponses mur/sol. Mais cela montre également l'importance de la vérité terrain sans laquelle de mauvaises interprétations sont faites.

Il n'est pas possible d'inverser les simulations électromagnétiques en raison du grand nombre de paramètres géométriques, électromagnétiques et surfaciques mis en jeu. Un compromis possible entre le traitement d'image et l'électromagnétisme est le découpage en sous-vues. L'exploitation du contenu du spectre fréquentiel permet de retrouver le comportement des objets selon l'angle azimutal d'incidence de l'onde. En particulier, ce découpage prouve, à nouveau, que les dièdres constitués d'au moins une surface rugueuse ont un diagramme d'antenne très large et sont donc visibles pour un intervalle très large d'angles d'incidence.

Un outil d'analyse automatique des sous-vues a été proposé afin d'identifier les points stables et les points instables (Chapitre 4). Il repose sur un critère construit à partir de la quantité d'information de Shannon. Il permet de conserver la résolution initiale des images mais il ne prend en compte que l'information d'amplitude. Un axe de travail futur serait de trouver une combinaison complexe des sous-vues afin d'améliorer les images initiales.

Le dernier aspect de cette partie est la modélisation des textures des surfaces. Les statistiques des images RSO sont bien connues en milieu naturel à basse résolution mais ces modèles échouent en milieu urbain à haute résolution. Le modèle de Fisher a été validé dans le Chapitre 5 et il est utilisé pour classifier l'image RSO en zones d'intérêt (végétation, sol, bâtiment) dans la chaîne de reconstruction. Cependant il manque deux distances à ce modèle pour qu'il soit parfaitement complet : une première distance entre les lois de Fisher elles-mêmes qui permettrait de comparer les distributions entre elles et une deuxième distance dans l'espace des paramètres (L, M, μ) qui permettrait de positionner une ensemble de paramètres par rapport à l'autre en prenant en compte leurs relations intrinsèques.

A l'issue de cette partie, le contenu du signal RSO en milieu urbain à haute résolution est mieux connu puisque nous savons maintenant modéliser certaines structures et leur texture. Des réponses

génériques de bâtiments en ont été déduites. Un coin réflecteur, ainsi qu'une ombre, sont une indication forte de la présence d'un bâtiment. De plus, le découpage en sous-vues a montré que le mode de la phase interférométrique d'une structure est plus fiable que sa moyenne. Toutes ces indications vont être incluses dans la chaîne de reconstruction 3D qui est présentée dans la partie suivante.

Troisième partie

De l'interférogramme au MNS : extraction de l'élévation

La partie précédente a permis de comprendre le contenu du signal RSO en milieu urbain et d'identifier des caractéristiques statistiques et structurelles essentielles à la description de la scène. L'estimation de la hauteur s'appuie sur ces constatations.

En théorie, il suffit d'inverser l'interférogramme pour remonter à la hauteur, surtout en aéroporté où l'altitude d'ambiguïté est telle qu'il n'y a pas de repliement de phase en milieu urbain (ceci n'est évidemment pas vrai si la ville est construite sur une montagne). En pratique, l'interférogramme n'est pas exploitable directement en raison de la complexité du milieu (discontinuités des hauteurs, hétérogénéités des surfaces) et du bruit de phase. Les objets du sursol apparaissent mais leurs contours ne sont pas nets. De plus, il est nécessaire de les identifier pour bien les reconstruire, ce qui n'est pas possible avec le seul interférogramme. Des traitements de plus haut niveau, tels, par exemple, la fusion des trois sources d'information (amplitude, cohérence, phase interférométrique), s'avèrent indispensables. Les méthodes proposées dans la littérature sont résumées au début du Chapitre 6.

L'une des grandes lignes communes des traitements est l'identification préalable des bâtiments. En reprenant cette idée et en nous inspirant des travaux du FGAN⁷ (Allemagne), nous proposons une chaîne dont le cœur est la fusion de plusieurs détecteurs pour classer l'image en zones de végétation, de routes et de bâtiments et estimer conjointement leur hauteur. Tous les algorithmes sont expliqués et illustrés à la Section 6.3. La pleine résolution est conservée le plus longtemps possible dans les traitements : quand un détecteur est construit à partir de l'amplitude uniquement, la résolution initiale est conservée. Si le travail est fait sur l'interférogramme, des images 6 vues sont utilisées.

La chaîne de traitements est testée sur les trois quartiers des images RAMSES de Dunkerque présentés au Paragraphe 2.1.2 : le quartier Bayard, le quartier Cheminot et la zone industrielle. Ils ont l'avantage de couvrir un large ensemble d'urbanismes (bâtiments isolés, quartiers pavillonnaires, bâtiments industriels). Les résultats sont discutés au Chapitre 7 ce qui permet de conclure sur la robustesse des algorithmes ainsi que leurs limites.

⁷FGAN = Forschungsgesellschaft für Angewandte Naturwissenschaften, <http://www.fgan.de>

Chapitre 6

Reconstruction 3D du milieu urbain : stratégie d'extraction de l'élévation

Dans la littérature, l'interférométrie est utilisée pour deux types d'applications en milieu urbain : la détection de mouvements de terrain et le calcul de cartes de hauteurs. Ce dernier point est le sujet de ce travail ; le premier sera toutefois évoqué dans l'état de l'art exposé à la Section 6.1.

Il pourrait sembler simple de remonter à une information tridimensionnelle sur la ville lorsqu'on dispose d'un interférogramme. Essayons alors d'inverser directement un interférogramme pour mesurer la qualité du MNS obtenu (Figure 6.1). Les bâtiments apparaissent clairement ainsi que les arbres mais les contours sont très imprécis et la hauteur est bruitée. Pourtant, dans l'exemple présenté, deux filtrages ont été effectués : un filtre médian sur une fenêtre 3×3 et un seuillage de la hauteur sur les zones d'ombre, où la phase n'a pas de sens. C'est loin d'être suffisant ! Cette Figure illustre bien la nécessité de passer à des traitements plus complexes : la scène et le signal RSO, sont trop complexes pour être traités simplement. Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature (Section 6.1).

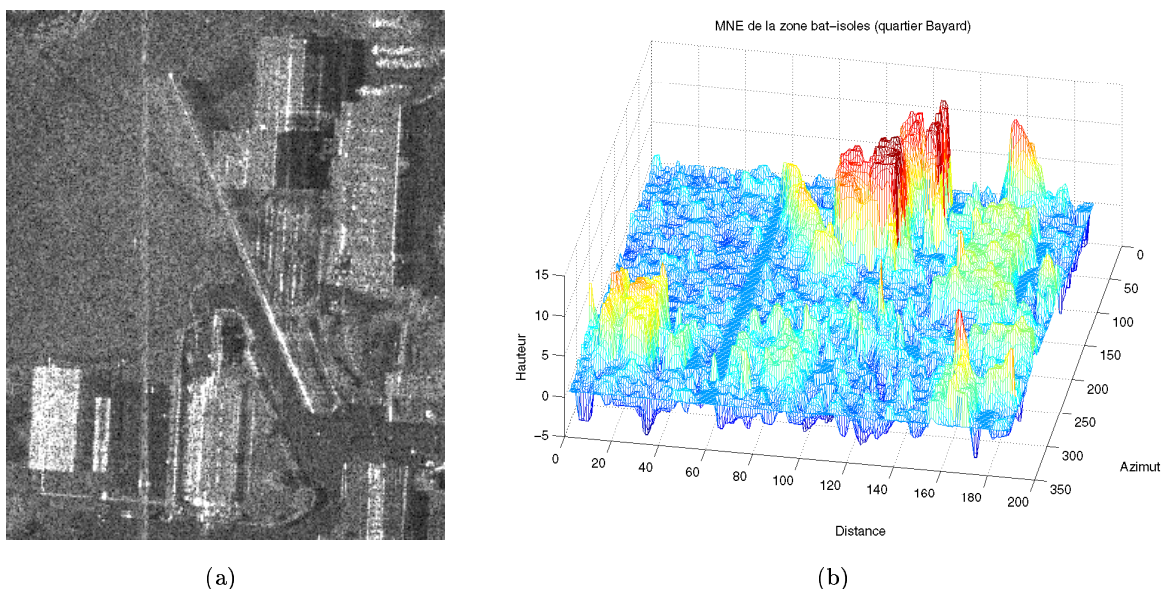


FIG. 6.1 : Image d'amplitude (a) et MNS (b) obtenu avec peu de traitements sur un extrait du quartier Bayard (Dunkerque).

A partir de la bibliographie et des constats de la Partie II, une stratégie de reconstruction est élaborée.

rée (Section 6.2). L'idée générale est de segmenter l'image pour traiter chaque objet indépendamment. Pour cela, plusieurs primitives sont extraites des images d'amplitude, de phase interférométrique et de cohérence puis elles sont fusionnées. Les algorithmes sont détaillés dans la Section 6.3.

6.1 Interférométrie et 3D : état de l'art

Le suivi des subsidences en milieu urbain et le calcul de cartes d'élévation prenant en compte les bâtiments, ne sont pas faits aux mêmes résolutions spatiales. Pour la première application, il s'agit d'étudier les mouvements de terrain, les détails du sursol sont donc inutiles et les résolutions décimétriques fournies par les satellites ERS, ENVISAT ou RADARSAT sont bien suffisantes. Par contre, pour calculer les cartes de hauteur urbaines, il faut des images à haute résolution. Dans ce cas, le nombre de données disponibles est nettement plus restreint, ce qui explique le petit nombre de travaux sur le sujet. Les capteurs qui fournissent ce type d'images sont pour l'instant tous aéroportés : Airsar (JPL, Etats-Unis), E-SAR (DLR, Allemagne), AER II (FGAN, Allemagne), AeS-1 (Intermap Technologies Corp., Canada/Allemagne), RAMSES (ONERA, France).

6.1.1 Suivi des subsidences en milieu urbain

Les travaux dans les villes, tels que l'installation d'un métro ou le pompage des nappes phréatiques par une usine géothermique, provoquent, parfois, des subsidences de terrain qui peuvent entraîner des effondrements. En février 2004, la cour d'une école maternelle du 13^{ième} arrondissement de Paris, située au-dessus des travaux du Météor, s'est effondrée. Il y a donc un réel besoin de surveillance des sols, auquel la télédétection et, plus particulièrement, l'interférométrie peuvent répondre. L'interférométrie différentielle permet de suivre l'évolution des sols à partir d'un ensemble d'interférogrammes multi-temporels. Cette application a donc une importance capitale pour la surveillance des sols.

De nombreuses études ont été faites, par exemple [Haynes et al., 1997, Amelung et al., 1999, Wegmuller et al., 2000, Fruneau et Sarti, 2000, Constantini et al., 2001]. Récemment une zone de subsidence, due aux travaux d'extension de la ligne 14 du métro, a été mise en évidence autour de la gare Saint Lazare à Paris par le BRGM¹ [Fruneau et al., 2003].

La méthode des "Permanent Scatterers"² [Ferretti et al., 2001, Ferretti et al., 2000b, Ferretti et al., 2000a] est la plus souvent employée car elle permet d'avoir des cartes précises. En effet, le problème du suivi de terrain est d'être sûr que la hauteur d'un pixel à un instant t est fiable et peut être comparée à celle de ce même pixel à un instant $t + 1$. Pour cela, Ferretti et al. proposent de sélectionner les points dont la réponse est stable dans le temps, les "Permanent Scatterers", et de construire la carte de déplacements à partir de ces points. Comme leur réponse en amplitude est stable, il est presque sûr que c'est toujours le même élément de la cellule de résolution qui répond. Une autre méthode [Chaabane, 2004] a été proposée récemment pour sélectionner les points les plus stables, filtrer le bruit induit par l'atmosphère et calculer des cartes de déplacement.

6.1.2 Extraction de la hauteur en milieu urbain

Quatre familles de méthodes pour calculer les cartes d'élévations en milieu urbain à haute résolution sont développées dans la littérature :

- le "shape-from-shadow", où l'empreinte des bâtiments est estimée à partir des ombres de l'image d'amplitude,
- la géométrie stochastique, où la forme 3D et la position des bâtiments sont optimisées par un critère énergétique,
- le filtrage de l'interférogramme par recherche de plans,
- le filtrage de l'interférogramme à partir d'une segmentation de l'image qui identifie les bâtiments.

¹BRGM = Bureau de Recherches Géologiques et Minières

²Diffuseurs permanents

Ces méthodes font toutes uniquement appel au traitement des images. Elles reposent également toutes sur une “approche objet”, dans le sens où elles aboutissent toujours à l'isolement de chaque bâtiment pour les traiter individuellement. Le Tableau 6.1 récapitule les méthodes, leurs avantages et leurs limites et elles sont détaillées dans les paragraphes qui suivent.

TAB. 6.1 : *Résumé des travaux existants sur la reconstruction 3D du milieu urbain par interférométrie radar.*

Méthodes	Equipes	Avantages	Limites
Shape-from-Shadow	Bolter&Leberl (Université de Graz, Autriche)	<ul style="list-style-type: none"> - obtention d'une empreinte précise du bâtiment - amélioration de la détection par rapport à une simple analyse interférométrique 	<ul style="list-style-type: none"> - nécessité d'au moins deux (idéalement quatre) traces perpendiculaires sur une même zone - échec si les bâtiments sont trop proches (ombres partielles)
Géométrie stochastique	Quartulli&Datcu (DLR, Allemagne)	<ul style="list-style-type: none"> - modèle précis de bâtiments - peut s'affranchir de problèmes locaux dans les données 	<ul style="list-style-type: none"> - temps de calcul très longs - obligation de se limiter à un modèle unique de bâtiment
Recherche de plans dans les cartes de hauteur	Gamba&Houshmand (Université de Naples, Italie, et JPL, USA)	<ul style="list-style-type: none"> - prise en compte de plusieurs pentes pour chaque toit - description précise des bâtiments 	<ul style="list-style-type: none"> - limité à des bâtiments suffisamment grands et hauts - échec sur les petits bâtiments - nécessite une bonne identification des zones connexes de toit au préalable
Reconstruction après segmentation	Soergel et al. (FGAN, Allemagne) Petit (CNES, France)	<ul style="list-style-type: none"> - pas de modèle a priori sur les bâtiments - applicable à des types de villes très divers - grande liberté de choix dans les algorithmes à utiliser 	<ul style="list-style-type: none"> - pertes possibles de la connectivité d'un bâtiment - agrégations possibles de plusieurs bâtiments - nécessité de post-traitements

6.1.2.1 Shape from Shadow

L'Equation 2.4 montre le lien entre la taille du bâtiment et la taille de son ombre. Cette dernière donne également une indication sur la forme puisque son contour suit le bord du toit le plus éloigné du capteur. Donc, avec quatre images RSO suivant quatre traces orthogonales et opposées, les ombres retranscrivent tous les bords des bâtiments.

La stratégie suivie par Bolter et al. ([Bolter et Pinz, 1998, Bolter et Leberl, 2000a, Bolter, 2000]) est justement d'exploiter cette constatation. Par contre, la hauteur est estimée non pas à partir de la taille des ombres mais à partir d'un interférogramme pour améliorer la précision.

Ils disposent donc de quatre passes interférométriques sur une même zone, dans toutes les directions cardinales. En combinant ces quatre vues, les bâtiments sont parfaitement détectés à partir de la forme des ombres. L'algorithme de reconstruction est expliqué dans [Bolter et Leberl, 2000b]. Tout d'abord les ombres sont isolées. Pour cela, les contours sont détectés à partir de seize masques de taille $[7 \times 7]$, obtenus par rotation, appliqués en chaque pixel de l'image. Les bords des ombres sont définis par un contraste important. Les seize masques permettent de tester toutes les directions. Un seuillage est ensuite effectué puis les quatre vues sont combinées pour retrouver l'empreinte entière.

Les résultats obtenus montrent que l'empreinte des bâtiments est mieux détectée qu'avec une simple analyse des données interférométriques : $RMS = \pm 27.80m^2$ au lieu de $\pm 109.6m^2$ (erreur sur la surface au sol).

L'erreur sur l'estimation de la hauteur est plus faible en combinant avec l'interférogramme qu'en utilisant seulement la taille des ombres : $RMS = \pm 1.56m$ au lieu de $\pm 1.86m$.

Bolter et al. ont également mis au point un simulateur d'images SLC et d'interférogrammes [Bolter et Leberl, 2000a] selon la méthode de lancer de rayon et sans contrainte électromagnétique qui leur permet de valider leurs résultats.

Cette méthode tire parti à la fois des images d'amplitude pour retrouver la forme des bâtiments et des interférogrammes pour estimer la hauteur des bâtiments. Cependant il est très rare d'avoir deux passes perpendiculaires, et encore plus d'avoir quatre passes sur la même zone. Cette méthode n'est donc pas souvent applicable. De plus, en zone urbaine dense, les bâtiments peuvent être tellement proches que les ombres ne sont pas entières (Figure 6.2). Si seule l'indication des ombres est prise en compte, l'empreinte au sol des bâtiments risque d'être mal estimée.

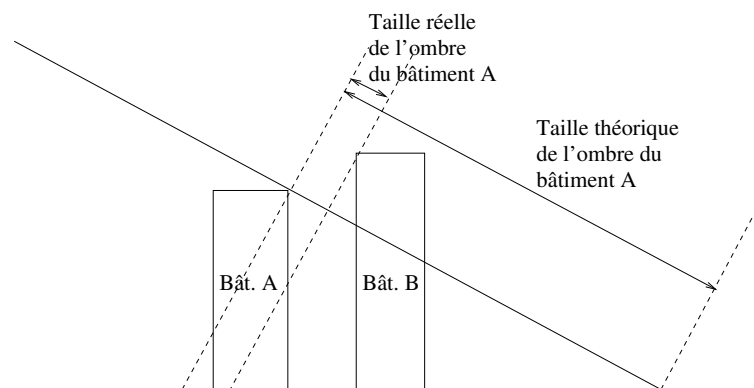


FIG. 6.2 : Illustration des limites de la reconstruction de l'empreinte d'un bâtiment à partir de son ombre : cas de deux bâtiments très proches. Pour une prise de vue, passant à gauche des bâtiments et visant vers la droite, le bâtiment B intercepte l'ombre de A. La taille de l'ombre ne rend plus compte de la hauteur de A. Si les deux bâtiments sont très proches, l'ombre de A sera très petite dans l'image radar : sa détection sera d'autant plus dure.

Dans la plupart des cas, le "shape-from-shadow" ne peut pas être utilisé seul pour obtenir les

MNS urbains, il doit être complété par l'interférométrie et le multi-trace. Une méthode symétrique le "shape-from-overlay" a été publiée récemment [Tupin, 2003] : la hauteur et la forme des bâtiments sont déduites de la zone de recouvrement.

6.1.2.2 Approximation des bâtiments par des plans horizontaux

Gamba et al. traitent les interférogrammes comme des nuages de points 3D pour calculer une forme approchée des toits par des plans horizontaux [Gamba et Houshmand, 1999, Houshmand et Gamba, 2001]. Leur algorithme se divise en plusieurs étapes [Gamba et al., 2000] :

1. Segmentation de l'image en "scan lines" (lignes d'iso-hauteur)
Les pixels sont regroupés en segments quand leur hauteur est proche ; cela impose donc le choix d'un seuil sur l'écart de hauteur.
2. Recherche de noyaux pour une zone plane
Les noyaux sont les intersections de trois segments iso-hauteur suffisamment longs. Le nombre de segments est passé à deux dans [Gamba et Houshmand, 2000] pour autoriser des structures de bâtiments plus complexes. Le seuil sur la longueur est le plus petit possible au regard des caractéristiques physiques de l'objet et de la résolution de l'image.
3. Croissance de régions itérative
A chaque nouveau noyau, on applique une croissance de région pour examiner les points adjacents et voir s'ils peuvent rejoindre le plan défini par les segments.
4. Approximation par des plans
Le plan horizontal qui minimise l'erreur quadratique sur les hauteurs, est associé à chaque région.

Plusieurs seuils sont à adapter avec soin pour ne pas sur- ou sous-segmenter. Une solution est de faire une approche pyramidale : extraction des plus grands bâtiments puis plus petits, etc.

Cette méthode permet de :

- réduire le bruit et les phénomènes d'ombres et de recouvrements,
- extraire des structures isolées les unes des autres,
- obtenir une précision de ± 2.5 m sur les plus grands bâtiments, valeur qui est dans la précision du capteur et dont il n'est pas possible de s'affranchir.

L'algorithme est testé sur des images AIRSAR (bande C) qui ont une bande passante de 40 MHz (résolution radiale de 3.75 m). Elles sont dégradées à 7.5 m après traitement.

Notons que la résolution des images utilisée est dégradée par rapport à celle que nous avons. Dans ce cadre, seuls les grands bâtiments isolés sont correctement reconstruits ce qui est insuffisant pour travailler sur les zones urbaines denses ou de faible hauteur. Il nous semble plus profitable d'utiliser cet algorithme en fin de traitement si le but est d'avoir les détails fins des toits plutôt que de se servir de cette approche comme base de la reconstruction.

6.1.2.3 Géométrie stochastique

Dans [Quartulli et Dactu, 2001, Quartulli et Dactu, 2003, Quartulli et Datcu, 2003], le 3D urbain est extrait par géométrie stochastique. Ce travail s'inspire d'une méthode proposée pour les images optiques [Ortner et al., 2003].

Les bâtiments sont définis à partir de formes précalculées dont il faut optimiser les paramètres. Ici, les maisons sont des parallélépipèdes surmontés d'un toit à double pente : les paramètres sont la pente du toit, la position du parallélépipède et ses trois dimensions. Ils sont décrits par des probabilités fonction de l'amplitude, de l'interférogramme et de la cohérence, ce qui définit une fonction d'énergie. Un algorithme de minimisation de cette fonction est lancé pour calculer les paramètres optimaux. Afin

de réduire les temps de calcul, la forme des bâtiments est très contrainte. Néanmoins cette approche est très intéressante car c'est une approche objet qui, par nature, introduit des relations contextuelles entre les objets et introduit les connaissances sur l'organisation des villes.

6.1.2.4 Utilisation d'une segmentation pour calculer les cartes de hauteur

Soergel et al. [Soergel et al., 2000a, Soergel et al., 2000b, Soergel et al., 2003a] ont créé, petit à petit, une chaîne particulièrement aboutie pour la reconstruction 3D du milieu urbain. L'idée initiale est de segmenter les données pour délimiter les bâtiments et ensuite de calculer une hauteur moyenne pour le toit, voire retrouver des formes plus complexes de toits, comme ils le proposent dans leur dernière publication. Leur chaîne de traitement, dans sa version finale [Soergel et al., 2003a], se découpe en quatre grandes étapes :

1. Filtrage et segmentation

L'image d'intensité est filtrée pour réduire le speckle [Desnos et Matteini, 1993]; des primitives (lignes brillantes et contours) sont extraites de l'image d'intensité en géométrie radar et les zones au-dessus du sol sont identifiées dans l'interférogramme. Ce dernier point impose de travailler sur une zone de sol plat.

2. Détection

Les primitives et les zones de fortes élévations sont associées, par un système de production [Niemann, 1990], pour former des rectangles représentant des bâtiments. Les détails sur l'algorithme de fusion ne sont pas fournis dans les articles. Ensuite les images sont projetées en géométrie au sol.

3. Reconstruction

Les rectangles précédemment détectés sont affinés en prenant en compte l'orientation des routes et en vérifiant l'orthogonalité des murs. Trois types de toits sont testés (toit plat, toit pentu et dôme) et le meilleur est retenu. Une fusion peut intervenir à cette étape si plusieurs images sont disponibles sur la zone (multi-traces, multi-incidences) afin de s'affranchir des zones de recouvrement et des ombres.

4. Amélioration itérative

Dans la première itération, seuls des bâtiments rectangulaires sont recherchés, ensuite des agrégations de rectangles sont autorisées pour former des bâtiments plus complexes. Les zones de recouvrement, d'ombres et les coins réflecteurs sont calculés à partir du MNS estimé. Ils sont comparés aux images initiales afin d'affiner la position des bâtiments, de récupérer les arbres, etc. Plusieurs itérations sont faites jusqu'à ce que l'écart des hauteurs d'un MNS à l'autre soit faible.

L'algorithme est testé sur des images DO-SAR en bande X, de résolution $1.2\text{m} \times 1.2\text{m}$. Les résultats sont comparés avec des données LIDAR et montrent une bonne précision de la reconstruction. Mais les auteurs utilisent des données "multi-aspects", sans préciser leur nature ni leur nombre, et les résultats sont présentés uniquement sur une petite zone où il n'y a que des bâtiments isolés de grande taille et de forme assez simple. Que se passe-t-il pour des zones plus complexes ou pour un seul couple interférométrique ?

Le bon fonctionnement de l'algorithme réclame l'ajustement de plusieurs seuils dont l'influence n'est pas discutée dans les articles mais qui est certainement importante.

Cependant cette chaîne de traitements est très intéressante par son idée générale de segmentation et recherche de primitives des bâtiments et également par la boucle de validation où le MNS estimé est projeté pour calculer les zones d'ombre et de recouvrement.

Petit, dans sa thèse [Petit, 2004], a également développé un algorithme de reconstruction à partir d'une classification. Les classes ombre, route, herbe, arbres, structures urbaines, points brillants et points très brillants sont décrits à partir de fonctions floues en amplitude, cohérence et phase. Cette

chaîne est expérimentale et n'a été testée que sur une petite zone (le collège Bayard dans les images RAMSES de Dunkerque).

L'approche que nous avons retenue s'inspire des travaux de Soergel et al., en se restreignant, cependant, à l'utilisation d'un seul couple interférométrique.

6.1.2.5 Deux cadres plus riches

La polarimétrie interférométrique La polarimétrie interférométrique [Cloude et Papathanassiou, 1998] allie les avantages de la polarimétrie à ceux de l'interférométrie et permet ainsi de mieux classifier l'image avant d'estimer la hauteur. En effet, la polarimétrie renseigne sur les types de diffusions (multiples, simples, volumiques) mises en jeu dans la cellule de résolution à l'aide de paramètres calculés à partir des canaux polarimétriques, par exemple la décomposition de Cloude et Pottier [Cloude et Pottier, 1996].

De nombreux travaux sur les couverts végétaux utilisent la polarimétrie interférométrique, par exemple [Cloude et Papathanassiou, 1998, Treuhaft et Cloude, 1999, Papathanassiou et al., 2000]. Il y en a beaucoup moins sur le milieu urbain : les bases de données sont encore très rares. Citons tout de même les publications de Guillaso et al. [Guillaso et al., 2003a, Guillaso et al., 2003b, Guillaso, 2003] et de Colin et al. [Colin et Tria, 2004a, Colin et Tria, 2004b]. La polarimétrie est utilisée à la fois pour améliorer l'identification des bâtiments, de la route et de la végétation mais également pour calculer un interférogramme amélioré à partir des trois interférogrammes (polarisations HH, VV et HV).

La fusion radargrammétrie et interférométrie La radargrammétrie est le pendant de la stéréoscopie optique au radar [Toutin et Gray, 2000]. Elle a été appliquée au milieu semi-urbain par Simonetto [Simonetto, 2002] avec succès. Cependant la carte de hauteurs a une faible densité car l'appariement entre les deux images RSO ne se fait que sur un nombre réduit de points. Mais la précision est bonne sur les points retenus. Schubert [Schubert, 2004] fusionne, en milieu naturel, les informations radargrammétrie et interférométrie pour s'affranchir du problème de référence de l'interférométrie. En effet, la phase interférométrique ne donne qu'une hauteur relative qu'il faut étalonner par rapport à des points de repère connus. Les données Aerosensing sont conçues pour pouvoir faire cette fusion mais la mauvaise qualité des interférogrammes (Annexe A) nous a malheureusement empêché de tester cette méthode en milieu urbain.

6.2 Stratégie générale

L'objectif de ce travail est de calculer une carte d'élévation à partir d'un seul couple interférométrique. Ce cadre très restrictif pourra laisser espérer de meilleurs résultats dans le cas d'un système opérationnel satellitaire à haute résolution où il est possible de constituer une base de données sur une même zone. A l'issue de l'état de l'art, deux méthodes semblent alors applicables : la géométrie stochastique et la reconstruction après segmentation. Cette dernière approche est plus souple dans la mesure où il est possible de ne pas imposer de modèle de bâtiment, de changer les primitives et est plus aisée à mettre en œuvre. C'est aussi la méthode qui se rapproche le plus de la démarche d'une analyse visuelle et manuelle des images.

6.2.1 Analyse des images en suivant l'approche du cerveau

Que faisons-nous lors de l'analyse visuelle de l'image ? Nous commençons par identifier les différentes zones d'intérêt : les bâtiments, la végétation, etc. à partir de toutes les sources disponibles. Puis pour chaque objet, nous essayons de calculer mentalement la hauteur en enlevant les parties non représentatives (les coins réflecteurs et les zones de recouvrement quand il s'agit d'un toit). En partant de cette constatation, il est alors parfaitement logique de considérer que la première étape

de traitement est une classification. En effet les images sont très complexes en raison de la grande diversité du milieu urbain et il est nécessaire de séparer les zones en classes d'intérêt. Nous définissons trois grandes classes : le sol, la végétation et les bâtiments. Leurs spécificités doivent être prises en compte pour développer des algorithmes adaptés à chacune.

Le MNT du sol doit être relativement lisse car seuls les changements à grande échelle (colline, par exemple) sont intéressants. Pour la végétation, le MNS attendu reste chaotique car un arbre n'a pas une unique hauteur. Il n'est donc pas nécessaire de remplacer la végétation par des formes très régulières. Sur les bâtiments, le MNS doit être capable de rendre compte de l'empreinte au sol et de la forme du toit, ou du moins de l'altitude moyenne du bâtiment dans le cas d'un modèle simplifié du toit (approximation par un toit plat).

C'est au niveau des bâtiments que l'analyse est la plus subtile. En raison de la géométrie du radar, les zones de bâtiments sont souvent formées de trois parties : une zone de recouvrement, un coin réflecteur mur/sol et le reste du toit comme l'ont montré les simulations du Chapitre 3. L'identification de ces différents pixels est nécessaire pour bien reconstruire un bâtiment.

Le découpage manuel des images n'est pas aisé car il est parfois très difficile de bien positionner les frontières en raison de la complexité des images. Il faut donc s'attendre à ce que les algorithmes donnent des résultats imparfaits.

6.2.2 Chaîne générale

Plusieurs informations complémentaires peuvent être extraites des images d'amplitude (monovue), de cohérence et de l'interférogramme. Par exemple, les ombres, les routes, les coins réflecteurs sont identifiables. Tous ces renseignements se complètent pour construire une classification.

La classe est également liée à la hauteur : la route est forcément plus basse que les arbres qui la bordent ! En s'inspirant de [Tupin et al., 1999] où plusieurs détecteurs sont fusionnés pour retrouver la carte du réseau routier dans les images RSO, les cartes d'élévation vont être calculées en tenant compte de plusieurs primitives.

Le schéma de la Figure 6.3 résume le principe général qui se divise en trois étapes : détection de primitives, fusion et amélioration des résultats. Six traitements sont faits sur les images initiales à l'aide de six détecteurs complémentaires pour obtenir six nouvelles images : l'interférogramme filtré, une première classification, une carte des coins réflecteurs, une carte des routes, une carte des ombres et une carte des bâtiments reconstruits à partir des ombres. Ces détecteurs découlent à la fois de l'étude électromagnétique (Chapitre 3) et de l'étude statistique (Chapitre 5) de la Partie II. Toutes ces nouvelles images sont calculées à partir de l'amplitude, de l'interférogramme, de la cohérence et, éventuellement, d'un autre détecteur. La pleine résolution des SLC est conservée quand seule l'image d'amplitude est traitée pour avoir le plus de précision possible, sinon des images 6-vues sont utilisées. Ces résultats sont ensuite fusionnés pour optimiser conjointement la hauteur et la classe de chaque pixel. La valeur des classes dans chaque détecteur est décrite par une loi de probabilité et la fusion est faite par un champ de Markov.

La dernière étape est la validation et l'amélioration du MNS. Les zones d'ombre et de recouvrement sont recalculées à partir du MNS, comme dans [Soergel et al., 2003a] et elles sont comparées à la classification obtenue. Cette dernière est alors remise en question.

L'originalité de la méthode proposée réside dans l'utilisation d'un unique couple interférométrique, l'absence de contrainte sur la forme des bâtiments et l'optimisation conjointe de la hauteur et de la classe. Notons également que le choix des détecteurs peut être remis en question (du point de vue à la fois du nombre et de la signification) sans pour autant modifier l'algorithme général. Cette flexibilité peut être très appréciable pour faire évoluer la méthode et pour traiter des bases de données de nature très différente.

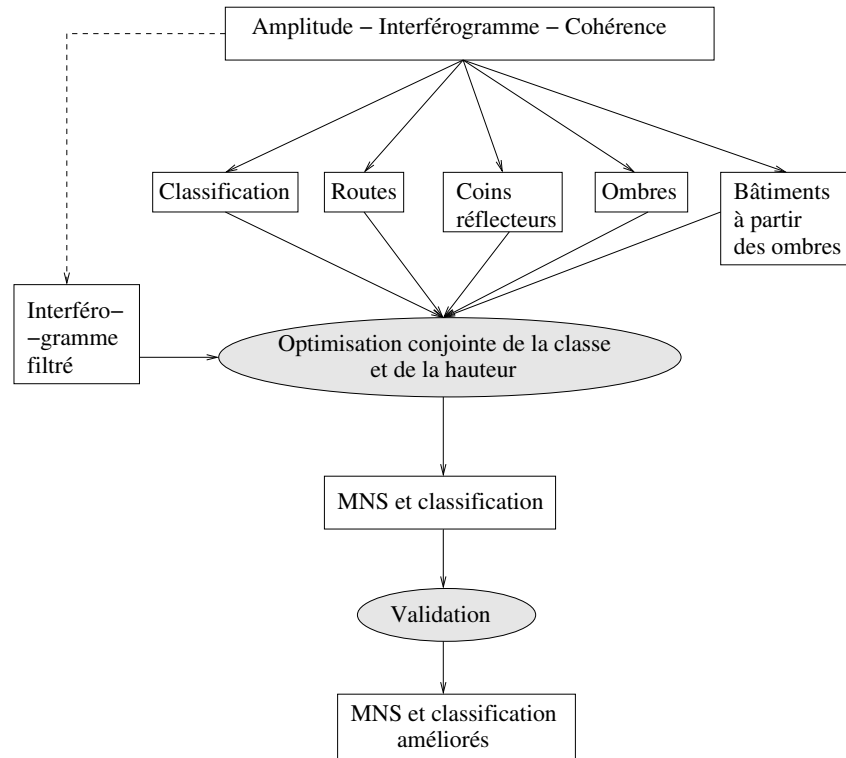


FIG. 6.3 : Schéma général de l'optimisation conjointe de la hauteur et de la classe.

6.3 Description des algorithmes de la chaîne de reconstruction

Les trois étapes de la chaîne de reconstruction (Figure 6.3) sont détaillées. Les images d'entrée sont une image d'amplitude à pleine résolution, un interférogramme en 6-vues et une image de cohérence en 6-vues également (Figure 6.4).

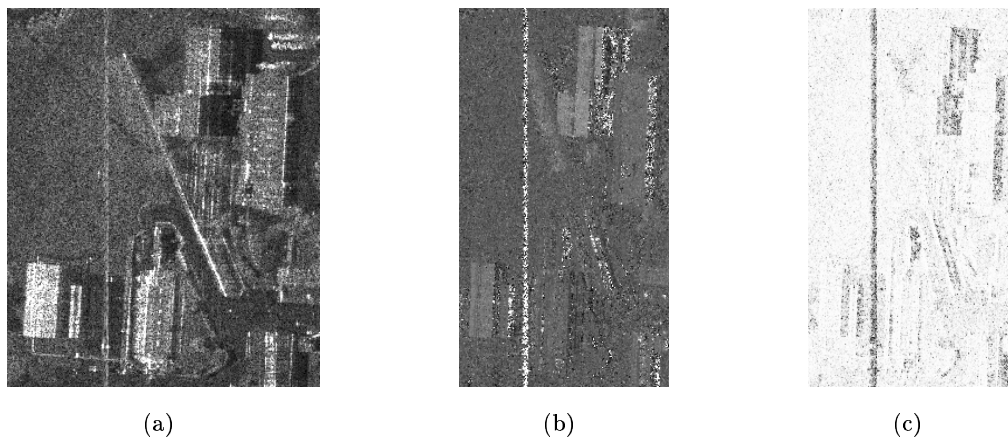


FIG. 6.4 : Amplitude (a) à pleine résolution, interférogramme (b) et cohérence (c) en 6-vues de l'image RAMSES sur la zone du collège Bayard (collège, piscine, gymnase et église en partie). Ce sont les trois entrées de la chaîne de reconstruction.

Plusieurs algorithmes s'effectuent dans un cadre markovien dont le formalisme et les hypothèses sont

expliqués dans l'Annexe D, seuls les termes d'énergie sont explicités dans la suite.

Les valeurs des paramètres sont en Annexe au Tableau E.1.

Notations : dans la suite, nous notons en majuscule les champs et en minuscule les réalisations des champs

6.3.1 Les détecteurs

La première étape de la chaîne est la transformation des trois données initiales (Figure 6.4) en trois nouvelles images identifiant plusieurs structures de la scène. Certains détecteurs ont été repris de la littérature et légèrement adaptés (détection des routes, des ombres et des coins réflecteurs), d'autres ont été créés spécialement pour ce travail (classification, filtrage, calcul des bâtiments à partir des ombres) et forment des algorithmes originaux par eux-mêmes.

6.3.1.1 Classification

Comme le montre l'étude statistique du Chapitre 5, les textures permettent de séparer plusieurs classes dans les images d'amplitude. Une première classification est donc déduite de l'amplitude. Trois grandes classes sont à discriminer : le sol, les toits et la végétation.

Ce détecteur comporte deux étapes :

- classification de l'amplitude à partir d'un champ de Markov [Tison et al., 2004a],
- fusion du résultat précédent avec la cohérence et l'interférogramme, également à l'aide d'une description markovienne [Descombes, 1995].

Classification de l'amplitude Les méthodes classiques de segmentation ne donnent pas de résultats satisfaisants : la végétation et les bâtiments sont confondus ou le résultat est très bruité (Figure 6.5). La suite de la chaîne de reconstruction prend en compte des zones et non des pixels : il faut donc un terme de régularisation. De plus, les méthodes classiques qui ont été développées pour l'optique ne prennent pas en compte le chatoiement, ce qui explique le taux de confusion élevé.

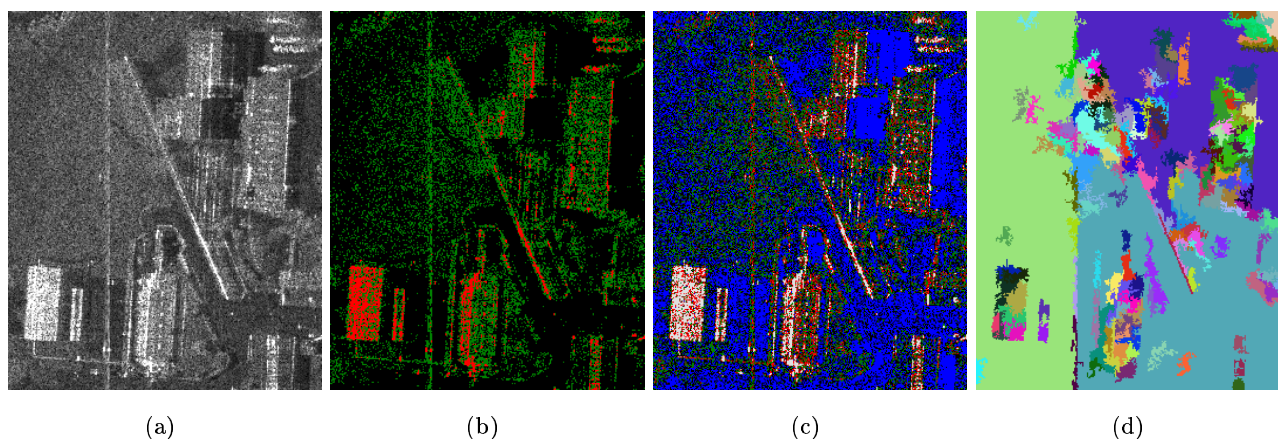


FIG. 6.5 : Exemples de résultats de classification d'un extrait du quartier Bayard (zone du collège, de la piscine et du gymnase) (image RAMSES mono-vue (a)) obtenus avec des algorithmes classiques : *k*-means (nuées dynamiques) avec trois classes sans contrainte sur les centres des classes (b), *k*-means avec six classes en précisant les centres des classes (c), algorithme de "Split and Merge" de SUK [Suk et Chung, 1983] (d)

La segmentation markovienne est souvent utilisée en imagerie RSO [Lee et Jurkevich, 1989, Dong et al., 1998, Fjørtoft et al., 2003] car elle permet à la fois d'introduire une approche contextuelle pour avoir des zones homogènes et de modéliser le chatoiement par des distributions adéquates. L'originalité de notre méthode réside dans la définition du terme d'attache aux données. Les lois de Fisher présentées au Chapitre 5 sont en effet introduites pour modéliser les lois de densité de probabilité de chaque classe. Le terme de régularisation est un simple modèle de Potts [Wu, 1982]. Le terme d'énergie liant la réalisation l du champ L des labels à la réalisation y du champ Y des radiométries est donc égal à :

$$U(l|y) = - \sum_s \ln(p_{Fisher}(y_s|l_s)) + \sum_{c \in C_l} V_c(l) \quad (6.1)$$

avec :

$$V_{c=(s,t)}(l) \begin{cases} \beta & \text{si } l_s \neq l_t \\ -\beta & \text{si } l_s = l_t \end{cases} \quad (6.2)$$

Six classes sont définies pour avoir des textures homogènes (i.e. définies par une unique densité de probabilité) : *sol*, *végétation sombre*, *végétation claire*, *toit sombre*, *toit moyen* et *toit clair/fort réflecteur*. Les adjectifs "sombre", "moyen" et "clair" ne sont, en aucun cas, des qualificatifs de l'aspect visuel des objets réels mais qualifient la radiométrie des images.

La première étape de la classification est l'apprentissage des lois de probabilité de chaque classe. **L'algorithme est supervisé** car les images sont très complexes et il est difficile d'apprendre automatiquement les probabilités. Il faudrait avoir une première classification très fiable or les méthodes non-supervisées ne donnent pas de résultats satisfaisants. Il est préférable que l'utilisateur définisse manuellement des ensembles d'apprentissage. Moins de 1% des trois images RAMSES est utilisé pour l'apprentissage et seule l'image Bayard est utilisée pour l'apprentissage. Pour un jeu de données (sous réserve qu'il n'y ait pas des variations d'étalonnage le long de la fauchée), un seul ensemble de paramètres est nécessaire.

Les paramètres L , M et μ de la loi de densité de probabilité de Fisher sont estimés par la méthode des log-cumulants (Paragraphe 5.2.3) et leurs valeurs pour les images RAMSES sont récapitulées au Tableau 6.2. La fonction d'énergie est alors complètement définie et elle est minimisée par l'algorithme de Métropolis [Geman et Geman, 1984] avec une température décroissante. La température initiale est fixée à 4.0 et la classification initiale est l'image du maximum de vraisemblance en chaque pixel.

L'algorithme de Métropolis est exécuté deux fois. La première fois, la classe d'un site est tirée aléatoirement dans l'ensemble des classes possibles et l'énergie de cette classe est calculée en fonction de la radiométrie et du voisinage. La classe est conservée si elle diminue l'énergie initiale ou selon la valeur du tirage selon les probabilités $p = \exp(-\Delta U)$ et $1 - p$. La seconde fois, la valeur de la classe d'un site est tirée uniquement dans l'ensemble des valeurs des classes du voisinage du site. La procédure est arrêtée quand le nombre de changements d'une itération à l'autre est inférieur au nombre de colonnes. Chaque site est examiné environ 350 fois.

L'algorithme a été testé sur plusieurs images réelles et simulées avec toujours des résultats très satisfaisants (Annexe E.2). L'occupation globale des sols est bien reconnue et les bords des bâtiments sont précis. Néanmoins les limites de l'approche statistique sont visibles sur certains toits où seul un critère de forme permet de les différencier de la végétation (exemple en Annexe E.2). Une approche qui inclut la forme des objets (par exemple, la géométrie stochastique ou l'utilisation d'une bibliothèque de formes) permettrait d'améliorer cela. Mais c'est beaucoup plus lourd à mettre en place. La qualité des classifications est discutée plus longuement en annexe (Paragraphe E.2).

La Figure 6.6 (b) présente les résultats de la classification sur la zone du collège Bayard. Les bâtiments principaux sont bien classés, à part la partie du toit de l'église opposé au capteur. Ce pan

TAB. 6.2 : Paramètres L , M et μ pour six classes (sol, végétation sombre, végétation claire, toit sombre, toit moyen et toit clair) pour les images RAMSES de Dunkerque.

Class	L	M	μ
Sol (S)	1.083	10.434	0.069
Végétation sombre (VS)	1.033	7.246	0.130
Végétation claire (VC)	1.025	10.635	0.208
Toit sombre (TS)	1.051	24.795	0.200
Toit moyen (TM)	1.043	2.840	0.260
Toit clair (TC)	0.854	1.450	0.955

du toit est en effet très sombre. La clôture du collège (Figure 6.6 (d)), qui forme un coin réflecteur en béton de 30 cm de haut, répond fortement et entraîne une mauvaise classification des peupliers qui longent la clôture. Ce sont les arbres situés au bout à droite du grand bâtiment en L du collège.

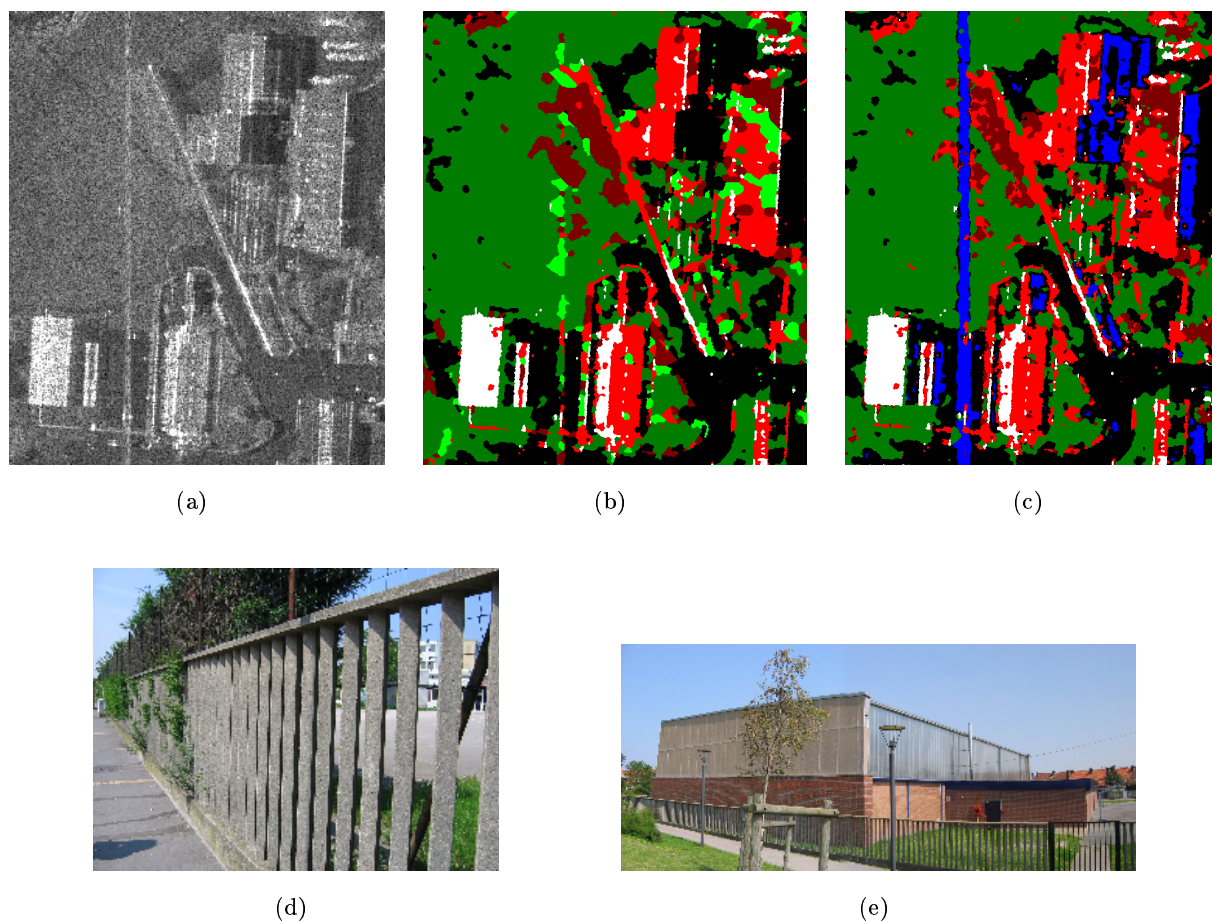


FIG. 6.6 : *Classifications à partir de l'image d'amplitude seule (b) et en fusionnant plusieurs canaux (c) d'un extrait du quartier Bayard de Dunkerque (images RAMSES). L'amplitude est l'image (a). La signification des couleurs est la suivante : noir = sol, vert = végétation (claire et sombre), rouge brique = toit sombre, rouge = toit moyen, blanc = toit clair/fort réflecteur et bleu = ombre. La deuxième ligne montre quelques photos de la zone pour illustrer la vérité terrain : (d) : clôture du collège qui faisait tout le tour à l'époque de la prise de vue des images RAMSES, (e) : gymnase. Les deux parties du gymnase sont séparées, dans l'image radar et dans la classification, par l'ombre de la partie la plus haute. Cette ombre n'est pas très bien classée dans (c) car il y a un peu de signal dans l'amplitude (des triples réflexions ?).*

Fusion La classification contient des confusions qu'il est possible de corriger en fusionnant avec l'interférogramme et la cohérence. Les avantages des trois canaux sont résumés au Tableau 6.3. En sortie, il y a à nouveau six classes : *sol*, *végétation*, *toit sombre*, *toit moyen*, *fort réflecteur* et *ombre*. Grâce à la cohérence, les ombres peuvent être identifiées.

TAB. 6.3 : *Avantages et inconvénients de chaque canal du point de vue de l'identification des classes.*

CANAL	AVANTAGES	INCONVENIENTS
Classification de l'amplitude	<ul style="list-style-type: none"> - identification du sol - identification des forts réflecteurs - identification des toits moyens - bonne structure générale 	<ul style="list-style-type: none"> - confusion entre végétation sombre et claire et toit sombre
Cohérence	<ul style="list-style-type: none"> - cohérence très faible dans les zones d'ombres - cohérence très forte sur les toits - cohérence légèrement inférieure sur la végétation 	<ul style="list-style-type: none"> - cohérence assez proche sur la végétation et les toits sombres - coins réflecteurs aussi cohérents que les toits
Interférogramme	<ul style="list-style-type: none"> - différence de hauteur selon les structures 	<ul style="list-style-type: none"> - la phase interférométrique du sol peut varier sur une grande scène - estimation manuelle du seuil

Les trois canaux sont fusionnés selon un schéma markovien [Descombes, 1995, Trouvé, 1996]. L'information apportée par chaque canal sur un site s peut être exprimée comme une fonction de probabilité d'appartenance et être modélisée par un champ de Markov (Annexe D). La fonction $U(l_s|y_s)$ d'énergie conditionnelle locale du label l_s en fonction des valeurs des canaux y_s se décompose en un terme d'attache aux données et un terme de régularisation, qui sont pondérés par un coefficient β de régularisation :

$$U(l_s|y_s, l_t, t \in V_s) = \beta U_{données}(y_s|l_s) + U_{reg}(l_s|l_t, t \in V_s) \quad (6.3)$$

V_s est le voisinage du site s .

Le *potentiel d'attache aux données* $U_{données}$ relate la probabilité d'avoir une classe l_s en connaissant le vecteur y_s des niveaux de gris dans chaque canal. Les canaux étant supposés indépendants entre eux, le potentiel d'attache aux données est donc la somme des potentiels élémentaires d'avoir un label l_s connaissant le niveau de gris n_g du canal ca . La participation de chaque canal à la reconnaissance d'une classe l_s est pondérée par un coefficient $\lambda_{l_s,ca}$. En effet, certains canaux apportent peu d'information pour la discrimination de certaines classes. Finalement, le potentiel $U_{données}$ s'écrit :

$$U_{données}(y_s|l_s) = \frac{\sum_{ca} \lambda_{l_s,ca} U_{l_s,ca}(n_g)}{\sum_{ca} \lambda_{l_s,ca}} \quad (6.4)$$

Les potentiels élémentaires $U_{l_s,ca}$ sont définis comme une fonction continue linéaire par morceaux du niveau de gris sur $[0, 1]$. Le niveau d'énergie 1 correspond à une très faible probabilité d'avoir la classe l pour le niveau de gris n_g dans le canal considéré ; au contraire le niveau d'énergie 0 correspond à l'acceptation de la classe l pour le niveau de gris n_g . La forme du potentiel (inspirée des ensembles flous [Bloch, 2003]) introduit également une zone d'incertitude (Figure 6.7).

Le *potentiel de régularisation* U_{reg} dépend de la forme du voisinage et des relations entre cliques que l'on souhaite définir. Nous avons choisi de prendre un simple modèle de Potts [Wu, 1982]. Il est envisageable de faire évoluer ce modèle afin de privilégier certaines formes ou voisinages de classes.

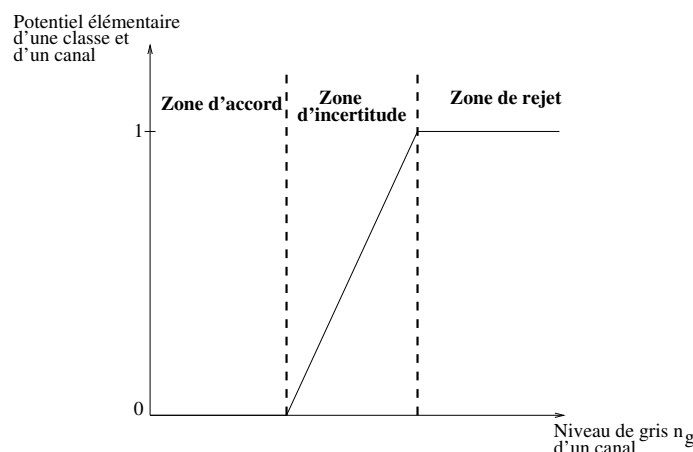


FIG. 6.7 : Allure du potentiel élémentaire d'attache aux données. Trois zones sont décrites : zone d'accord, zone d'incertitude et zone de désaccord. Le niveau de gris d'un canal et d'un label détermine la zone à considérer.

Le potentiel global pourrait être complété par un potentiel directionnel qui corrigerait les effets du potentiel de régularisation. Le modèle de Potts est isotrope, les fines structures linéaires sont donc désavantagées. Un potentiel directionnel pourrait préserver davantage les structures linéaires.

Les potentiels sont définis par l'utilisateur (Annexe E.2), l'algorithme est robuste vis-à-vis de petites variations des paramètres. Une fois les potentiels définis, il s'agit de calculer le champ d'étiquettes L qui minimise la fonction d'énergie : un algorithme de recuit simulé est, là encore, appliqué.

Sans apporter un changement total de la première classification (Figure 6.6), la fusion permet de lever quelques ambiguïtés et d'introduire la classe *ombre*, ce qui est l'apport majeur de la fusion. En effet, ces zones sont initialement classées comme *sol*. Or leur phase est très bruitée puisqu'elle n'est que du bruit thermique : si elles sont conservées comme *sol*, de fortes erreurs sont introduites dans le MNT.

Nous avons pris le parti de favoriser les classes de toits face à la végétation.

Le résultat (Figure 6.6 (c)) montre une bonne localisation des ombres et une correction partielle de la confusion entre les bâtiments et les ombres sur les toits des bâtiments. Mais les peupliers le long de la clôture du collège restent mal classés.

6.3.1.2 Coins réflecteurs

Les coins réflecteurs sont associés à des lignes très brillantes dans l'image d'amplitude quand les bâtiments ont des murs rectilignes (Section 3.2). Les coins réflecteurs sont détectés de la façon suivante :

- détection des lignes brillantes par l'algorithme proposé dans [Tupin et al., 1998],
- seuillage sur l'interférogramme et l'amplitude (seuils s_1 et s_2) pour ne conserver que les pixels au sol les plus brillants parmi ces lignes,
- recherche des meilleures lignes passant par les pixels retenus pour chaque zone de bâtiments connexes suffisamment grande (issue de la classification).

Les coins réflecteurs sur les bâtiments rectangulaires sont bien détectés (Figure 6.8). Même le coin réflecteur inclus dans le toit de l'église (bâtiment en bas à droite de l'image) a bien été détecté et confirme l'analyse électromagnétique du Paragraphe 3.3.2.2. Par contre, dans le cas de bâtiments de géométrie complexe, la détection est plus compliquée puisqu'elle est dédiée aux lignes. Les coins réflecteurs de bâtiments circulaires ne seront pas détectés, mais ils restent marginaux dans les images étudiées.

La transformée de Radon peut introduire quelques erreurs en regroupant des pixels appartenant à des coins proches mais cependant distincts. Ce cas reste heureusement rare. Le choix des deux seuils s_1 et s_2 dépend de la zone traitée. Ils ne sont pas très robustes et rendent la détection capricieuse. L'algorithme est à améliorer par la suite.

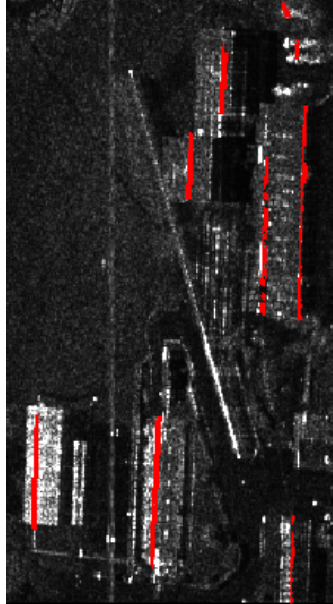


FIG. 6.8 : *Résultat de la détection des coins réflecteurs au sol (en rouge). Projection du résultat sur l'image d'amplitude. Extrait du quartier Bayard de Dunkerque (image RAMSES).*

6.3.1.3 Régularisation de l'interférogramme

La phase interférométrique est bruitée (Paragraphe 1.2.3) et une première étape de régularisation est nécessaire pour éliminer le bruit de manière globale. Il existe plusieurs méthodes de filtrage d'interférogrammes : filtrage sur des fenêtres locales [Lee et al., 1998], filtrage spatialement adaptatif par minimisation de l'erreur quadratique moyenne [Fornaro et Guarnieri, 2002], filtrage par ondelette [López-Martínez et Fàbregas, 2002] ou filtrage par approche bayésienne [Poggi et al., 2000]. Mais elles sont toutes adaptées aux images à basse résolution et, dans ce cas, la problématique est surtout de préserver les franges interférométriques. Or dans nos interférogrammes, il n'y a pas de franges et le problème est alors de préserver toutes les discontinuités, qui sont associées aux bâtiments. Une restauration markovienne [Geman et Reynolds, 1992, Charbonnier et al., 1997] avec préservation des discontinuités est une solution adéquate à ce problème car cela permet d'inclure à la fois une information contextuelle, une description de l'attache aux données et un processus de conservation des discontinuités.

En reprenant le modèle de Markov (Annexe D), l'énergie U est une fonction d'énergie constituée de deux termes : $U_{données}$, l'attache aux données, et U_{reg} , le terme de régularisation. Ce dernier contient un processus de bord implicite afin de préserver les discontinuités. Il existe plusieurs fonctions mathématiques Ψ qui ont les bonnes propriétés [Geman et Reynolds, 1992, Charbonnier et al., 1997, Zinger et al., 2003] et nous avons choisi celle proposée dans [Geman et Reynolds, 1992] :

$$\Psi(u) = -\frac{1}{1 + \left|\frac{u}{\Delta}\right|} \quad (6.5)$$

Selon la valeur de Δ les bords seront plus ou moins préservés. Le choix de la fonction est discutée en Annexe E.3, plusieurs modèles sont comparés.

Les coins réflecteurs sont des structures qui ont une grande signification et il est important de bien les préserver pendant le filtrage : ce sont des structures très fines qui risquent d'être lissées si la fonction de bord n'est pas assez contraignante. La carte des coins réflecteurs est prise en compte pour limiter le voisinage d'un pixel aux pixels de la même classe (CR/non CR). Certes le processus bord est construit pour préserver de telles discontinuités et l'introduction de la carte peut sembler redondante; mais les coins réflecteurs sont très fins (trois ou quatre pixels) et, par expérience, nous avons constaté une meilleure préservation quand la carte est prise en compte.

Attache aux données Pour une cohérence forte et un grand nombre de vues L , la loi de la phase interférométrique est d'allure gaussienne avec un écart-type fonction de la cohérence ρ (Paragraphe 1.2.3) :

$$\sigma_\phi = \frac{1 - |\rho|^2}{2L|\rho|^2} \quad (6.6)$$

Pour le pixel s , l'attache aux données est fonction de la phase interférométrique observée $\bar{\phi}$ et de la cohérence ρ :

$$U_{données}(\phi_s | \bar{\phi}_s, \rho_s) = \frac{(\phi_s - \bar{\phi}_s)^2}{2\pi\sigma_\phi^2} = \frac{L|\rho_s|^2}{\pi(1 - |\rho_s|^2)} (\phi_s - \bar{\phi}_s)^2 \quad (6.7)$$

Terme contextuel Le terme de régularisation, prenant en compte la carte des coins réflecteurs s'écrit :

$$U_{reg}(\phi_s | \bar{\phi}_t, t \in V_s, CR) = \sum_{c \in C_s} \gamma_c \Psi [(D_c^n \phi_s)], n = 1 \text{ ou } 2 \quad (6.8)$$

avec $\gamma_c = 1$ si les pixels s et t appartiennent tous les deux soit à un coin réflecteur soit à une zone sans coin réflecteur et $\gamma_c = 0$ sinon (avec $c = \{s, t\} \in C_s$). C_s est l'ensemble des cliques de voisinage V_s .

Le choix du degré de D_C est fait selon le type de surfaces à reconstruire. Le cas (n=1) est le cas de surfaces uniformes (i.e. planes et horizontales), le cas (n=2) est le cas de surfaces planes et le cas (n=3) est le cas de surfaces quadratiques [Geman et Reynolds, 1992]. $D_{C_s}^1$ est la simple différence de phase interférométrique $\phi_s - \phi_t$ entre deux pixels voisins ($C_s = \{s, t\}$ pour tout t appartenant au voisinage de s). $D_{C_s}^n$ est l'approximation discrète des différences entre éléments du gradient (n=2) et de la matrice hessienne (n=3) de pixels voisins.

En pratique, l'algorithme est effectué une première fois avec n=1 en autorisant des discontinuités (Δ grand) puis avec n=2 avec un *Delta* plus faible.

Expression de U La fonction d'énergie totale U pour le pixel s se déduit des Equations 6.7 et 6.8 :

$$U(\phi_s | \bar{\phi}_s, \rho_s, \bar{\phi}_t, t \in V_s, CR) = (1 - \beta) \left(\sum_{c \in C_s} \gamma_c \frac{L|\rho_s|^2}{\pi(1 - |\rho_s|^2)} (\phi_s - \bar{\phi}_s)^2 + N_{ne} \beta \sum_{c \in C_s} \gamma_c \Psi [(D_c^n \phi_s)_k] \right) \quad (6.9)$$

N_{ne} est le nombre de pixels dans le voisinage de s , par exemple 4 pour la 4-connextité et 8 pour la 8-connextité.

Le choix des paramètres est discuté en Annexe E.3.

L'optimisation de l'énergie est faite par un algorithme ICM³ [Besag, 1986]. Cet algorithme est itératif et s'arrête quand le nombre de changements d'une itération à l'autre est inférieur à un seuil prédéfini (par exemple 5%). A chaque itération, tous les pixels de l'image sont examinés :

³ICM = Iterative Conditionnal Mode

- calcul de $U(\phi_s | \bar{\phi}_s, \rho_s, \bar{\phi}_t, t \in V_s, CR)$ pour toutes les valeurs possibles de ϕ ,
- la valeur de ϕ qui minimise $U(\phi_s | \bar{\phi}_s, \rho_s, \bar{\phi}_t, t \in V_s, CR)$, est conservée.

L'interférogramme d'origine est pris pour initialisation.

Résultats Le filtrage est illustré à la Figure 6.9. Le bruit est atténué et les bords sont bien préservés : les profils sur l'interférogramme (Annexe E.3) confirment l'impression visuelle.

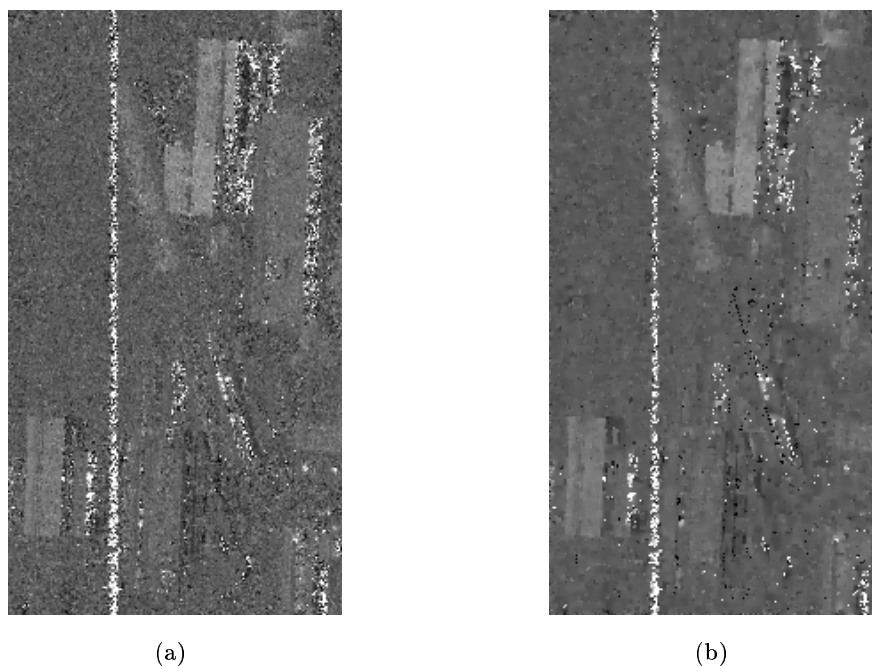


FIG. 6.9 : Résultats du filtrage : (a) interférogramme d'origine, (b) interférogramme filtré. Image RAMSES du collège Bayard.

6.3.1.4 Ombres

Les ombres sont détectées sur l'image d'amplitude par une segmentation markovienne avec un grand nombre de classes (15 par exemple). La classe associée à la plus faible amplitude est sélectionnée et des opérations morphologiques (érosions) sont faites pour retirer les structures fines qui sont principalement associées à la route.

Le résultat est plus complet que celui obtenu avec seulement la classe *ombre* de la classification. Il est également possible de fusionner la classe *ombre* avec le résultat de la classification markovienne suivie des érosions. Cependant il n'est pas parfait et ce détecteur mériterait des améliorations par la suite.

Dans l'exemple de la zone du collège Bayard (Figure 6.10), les plus grandes ombres sont détectées. Certaines sont un peu morcelées. Il manque les ombres plus étroites où il y a un peu de signal (dû peut-être à des triples réflexions) : par exemple celle entre la partie haute et la partie basse du gymnase.

6.3.1.5 Bâtiments d'après les ombres

Les ombres donnent des indications sur la position des bâtiments (Paragraphe 2.2.1.1). Avec une seule image, les ombres ne suffisent pas pour avoir le contour entier du bâtiment. L'amplitude

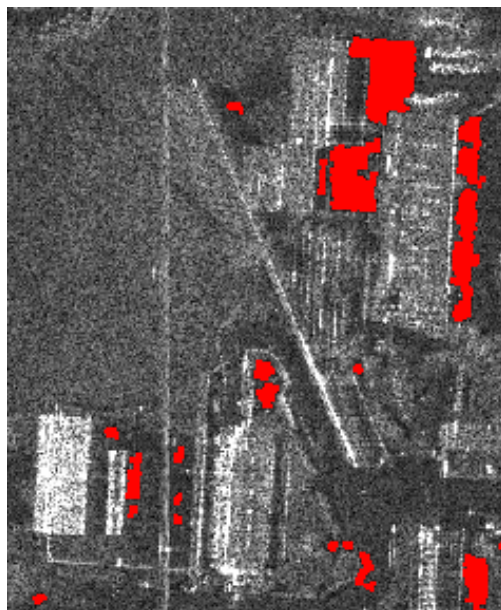


FIG. 6.10 : *Superposition des ombres détectées (en rouge) sur l'amplitude. Image RAMSES du collège Bayard.*

et l'interférogramme complètent cette information : **le but de ce détecteur est de retrouver la position et la forme des bâtiments dont nous avons détecté l'ombre dans l'étape précédente** (Paragraphe 6.3.1.4) à l'aide de l'amplitude et de l'interférogramme. Les notations utilisées sont celles de la Figure 6.11. Pour chaque ombre, l'objectif est de calculer l'ensemble des x_0 qui délimitent le bâtiment.

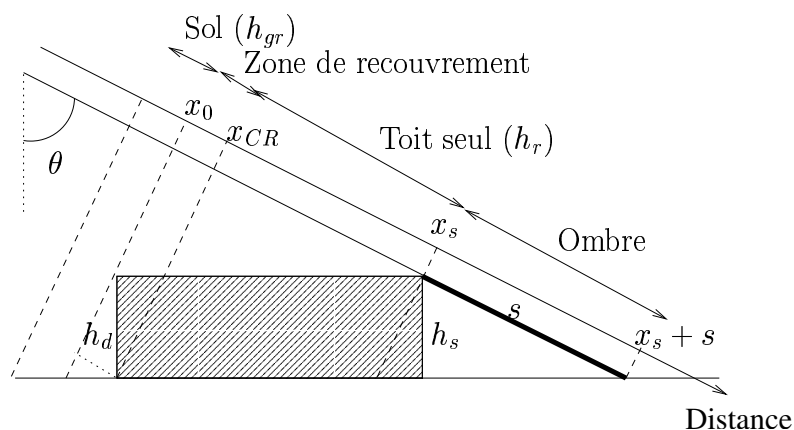


FIG. 6.11 : *Configuration géométrique. s est la taille de l'ombre, x la coordonnée en distance dans l'image radar (géométrie radar). Notre but est de déterminer x_0 en connaissant x_s et s .*

Rappelons les liens géométriques entre s , h_s et h_d (Equations 2.4 et 2.5) :

$$h_s = s \cos \theta \quad (6.10)$$

$$x_{CR} - x_0 = h_d \cos \theta \quad (6.11)$$

Par la suite, la valeur de h_d est supposée être proche de celle de h_s : $h_d \in [h_s - \epsilon, h_s + \epsilon]$. ϵ représente des petites variations de hauteur dans le toit.

Principe La position du début de l'ombre x_s et sa taille s sont supposées être fiables et nous ne recherchons que x_0 . Comme il n'y a aucun a priori sur la forme du bâtiment, l'optimisation de son contour est faite ligne à ligne. Il serait également possible de rechercher une simple rectangule et d'optimiser son orientation et la position de son bord opposé à l'ombre. Mais cela entraîne une restriction importante sur la forme du bâtiment et nous préférons rejeter toute contrainte.

La détection du bord du bâtiment se fait en deux étapes :

- recherche du meilleur x_0 au regard des statistiques de l'amplitude et de la phase interférométrique sur chaque ligne,
- régularisation du contour trouvé.

Dans les villes, la distance entre deux bâtiments est variable. Donc nous ne tenons compte que de Δx_{sol} pixels en avant de x_0 pour modéliser le sol. Δx_{sol} ne doit pas être trop grand pour empêcher la fusion de plusieurs bâtiments. Si deux bâtiments ne sont séparés que par une petite route, un petit Δx_{sol} permettra de bien les séparer. Quatre zones d'intérêts sont donc définies (Figure 6.11) :

1. le *sol* de la distance $(x_0 - \Delta x_{sol})$ à la distance $(x_0 - 1)$,
2. la *zone de recouvrement* de la distance x_0 à la distance $(x_{CR} - 1)$,
3. le *coin réflecteur* de la distance x_{CR} à la distance $(x_{CR} + 1)$; la largeur du coin réflecteur n'est généralement pas égale à un pixel dans les résultats expérimentaux, mais plutôt à trois pixels,
4. le *toit* de la distance $(x_{CR} + 2)$ à la distance x_s . Si $(x_s - x_{CR})$ est trop petit, alors la zone de recouvrement et le toit sont considérés comme une unique zone.

La position x_0 est décrite via une fonction d'énergie U qui est fonction des quatre zones définies ci-dessus, de la position de l'ombre et des deux canaux (amplitude, interférogramme). A chaque ligne, U est calculée pour toutes les valeurs de x_0 dans l'intervalle $[x_s - L_{max}, x_s - L_{min}]$. Pour chaque valeur de x_0 , n_1 positions x_{CR} du coin réflecteur ($\epsilon \cos \theta = n_1$) sont testées pour prendre en compte les petites variations ϵ , en distance, de la hauteur du toit entre le début et la fin du bâtiment. En effet, la seule valeur h_d peut ne pas donner une estimation de x_{CR} suffisamment précise.

L_{max} et L_{min} sont les longueurs maximales et minimales autorisées ; leur choix dépend du type de zones traitées. Pour la zone industrielle, les bâtiments sont grands alors que pour les quartiers Bayard et Cheminot nous recherchons des bâtiments de petite ou moyenne taille.

La fonction d'énergie est fonction de l'image d'amplitude a et de l'interférogramme ϕ . Le coefficient α pondère les deux contributions :

$$U(x_0, x_{CR}|x_s, s, \phi, a) = \alpha U_\phi(x_0, x_{CR}|x_s, s, \phi) + U_a(x_0, x_{CR}|x_s, s, a) \quad (6.12)$$

avec ϕ l'interférogramme 6-vues.

Contrainte sur les hauteurs La hauteur moyenne sur le sol et le toit sont calculées à partir de l'interférogramme grâce à l'Equation 1.27 ($\phi = \frac{2\pi p B_\perp h}{\lambda R \sin \theta}$). La moyenne des phases interférométriques est calculée sur le sol et le toit et elle est inversée pour obtenir une hauteur unique pour chaque zone. Si $(x_s - x_{CR})$ est supérieur à n_2 alors la zone de recouvrement n'est pas prise en compte dans le calcul de h_r , sinon elle est prise en compte. En effet, la phase interférométrique n'est pas fiable sur les zones de recouvrement (Paragraphe 2.2.1.2).

Si la position x_0 est correcte alors la différence de hauteur $(h_r - h_{sol})$ doit être proche de la hauteur h_s obtenue à partir de la taille de l'ombre (Equation 2.4). Cette contrainte est décrite par un terme quadratique :

$$U_\phi(x_0, x_{CR}|x_s, s, \phi) = [(h_r - h_{sol}) - h_s]^2 \quad (6.13)$$

Notons qu'il n'y a aucune connaissance a priori introduite sur le MNT de la zone traitée. Il peut donc ne pas être plat sans pour autant perturber la localisation des bâtiments.

Contrainte sur l'amplitude La seconde contrainte est une énergie prenant en compte la fonction de densité de probabilité. Le modèle de Fisher, introduit au Chapitre 5, est à nouveau choisi pour modéliser les statistiques. Les paramètres de la loi dépendent de la classe de la zone et nous reprenons ceux utilisés pour la classification et récapitulés au Tableau 6.2.

Comme le terme d'énergie ne doit pas dépendre du nombre d'échantillons, il est normalisé par le nombre K de pixels du toit :

$$U_a(x_0, x_{CR}|x_s, s, a) = \frac{1}{K} \left[\sum_{i=x_0-\Delta x_{sol}}^{x_0} \left[\min_{cl \in \{S, VS\}} p_{Fisher}(a_i, L_{cl}, M_{cl}, \mu_{cl}) \right] + \sum_{i=x_{CR}+3}^{x_s-1} \left[\min_{cl \in \{TS, TM, TC\}} p_{Fisher}(a_i, L_{cl}, M_{cl}, \mu_{cl}) \right] \right] \quad (6.14)$$

avec a l'amplitude mono-vue.

Finalement, le meilleur couple (x_0, x_{CR}) est celui qui minimise U : pour chaque ligne, un test exhaustif de tous les couples possibles est fait.

Etape de régularisation Le résultat précédent est bruité car chaque ligne est considérée séparément. Une étape de régularisation est donc nécessaire. La valeur x_0 de la ligne i est comparée à la moyenne des x_0 des cinq lignes précédentes (\bar{x}_b) et à la moyenne des x_0 des cinq lignes suivantes (\bar{x}_a) :

si $|\bar{x}_a - x_0| < th_1$ et $|\bar{x}_b - x_0| < th_1$ alors

si $|\bar{x}_a - \bar{x}_b| < th_2$ alors $x_0 = \frac{\bar{x}_a + \bar{x}_b}{2}$

sinon

si $|\bar{x}_a - x_0| < |\bar{x}_b - x_0|$ alors $x_0 = \bar{x}_a$

sinon $x_0 = \bar{x}_b$

th_1 et th_2 sont deux seuils. Plus th_2 est grand, plus le contour sera linéaire.

Cela permet d'enlever les sauts locaux dans le contour et de préserver les discontinuités dues à la géométrie du bâtiment (par exemple les bâtiments en "L").

Résultats et critiques Des résultats similaires ont été obtenus sur la zone industrielle et les deux quartiers résidentiels (Cheminot et Bayard). Les mêmes paramètres sont utilisés pour les trois images ($\Delta x_{sol} = 5$, $\alpha = 0.5$, $th_1 = 4$, $th_2 = 5$) à l'exception de L_{max} et L_{min} qui sont différents de la zone industrielle ($L_{max} = 150$, $L_{min} = 30$) aux deux autres images ($L_{max} = 50$, $L_{min} = 5$). n_1 est pris égal à 5 et n_2 est pris égal à 8 dans les expérimentations sur toutes les zones.

Les résultats sur quelques bâtiments du quartier Bayard sont présentés au Tableau 6.4 et celui de l'ensemble de la zone du collège Bayard à la Figure 6.12. La forme globale est bien estimée dans la plupart des cas (même pour le bâtiment en "L" du cas D). Le bruit local est bien corrigé par l'étape de régularisation et les résultats sont finalement proches des formes attendues. Dans quelques cas, les changements locaux de la phase interférométrique et de l'amplitude induisent des erreurs, surtout sur les bâtiments très étroits et proches d'autres bâtiments (cas E).

Pour les grands bâtiments dont la rétrodiffusion du toit est moyenne ou forte, les résultats sont bons. Quand la rétrodiffusion est faible ou quand le bâtiment est bas, la minimisation de U est difficile et l'estimation est moins bonne. Dans ce cas, la précision altimétrique de l'interférogramme est trop faible pour bien discriminer le niveau du sol de celui du bâtiment.

La qualité de ce résultat est très tributaire de la qualité de la détection des ombres. Quand il manque une partie de l'ombre, le bâtiment ne peut pas être bien détecté.

TAB. 6.4 : Résultats de l'estimation de cinq bâtiments à partir de leur ombre. Les bâtiments B (le bâtiment principal du collège), C (le bâtiment bas du collège) et D (le bâtiment en "L" du collège) sont très bien détectés. A, la cité Bayard, est de forme très complexe mais la forme globale est estimée avec très peu d'erreurs. E est entouré d'autres bâtiments : les voisins de E sont fusionnés dans la détection finale. Les ombres détectées sont en noir sur les images sur les deux premières lignes.

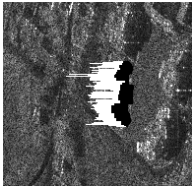
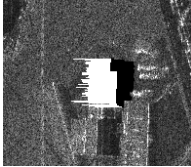
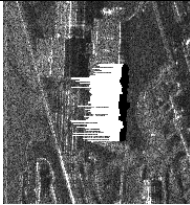
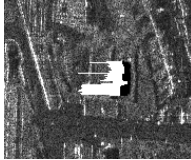

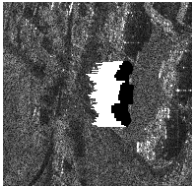
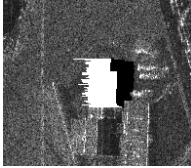



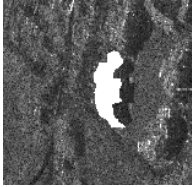
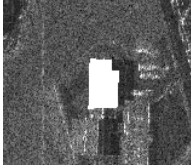
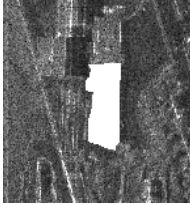


	A	B	C	D	E
Forme avant régularisation					
Forme régularisée					
Détection manuelle					



FIG. 6.12 : *Bâtiments estimés à partir des ombres de la Figure 6.10 sur la zone du collège Bayard.*

6.3.1.6 Routes

Les routes sont détectées par l'algorithme proposé dans [Lisini et al., 2004] qui est utilisé sans modification. Le principe de cet algorithme est de fusionner un détecteur de lignes [Tupin et al., 1998] avec une classification (celle définie au Paragraphe 6.3.1.1) pour améliorer l'algorithme de [Tupin et al., 1998]. Une croissance de régions contrainte par l'amplitude est appliquée à ce résultat pour avoir une détection de l'ensemble de la route et pas seulement de sa partie centrale. Le résultat final présente quelques confusions entre les ombres et les routes mais, dans l'ensemble, le réseau routier est bien reconstruit (Figure 6.13). Les confusions ombres/routes interviennent dans les ombres mal identifiées dans la classification. C'est en effet seulement cette dernière qui peut permettre de corriger la détection des lignes sombres. Dans l'exemple du collège Bayard, il y a plusieurs erreurs qui sont aussi dues au fait que la route jouxte les ombres. L'introduction de la cohérence dans la détection des routes pourrait résoudre le problème. Les exemples du chapitre de résultats (Chapitre 7) donnent un aperçu plus complet de la détection des routes. La qualité du réseau routier s'estime mieux à l'échelle d'un grand quartier.



FIG. 6.13 : *Superposition des routes détectées (en rouge) sur l'amplitude de l'image RAMSES sur la zone du collège Bayard.*

6.3.2 Fusion : optimisation conjointe de la classe et de la hauteur

Six classes, regroupant les grandes classes architecturales des villes sont recherchées : la route S, la végétation rase V (herbe), la végétation haute A (arbre), les bâtiments B, les coins réflecteurs CR et les ombres O. En parallèle, la hauteur est régularisée. L'optimisation se fait sur un graphe de régions. L'objectif de la fusion est d'utiliser simultanément toutes les informations disponibles des détecteurs, qui sont complémentaires, tout en introduisant des relations contextuelles. Les contraintes contextuelles sur les hauteurs des régions dépendent également de la classe : la route est plus basse que le bâtiment qu'elle longe, les arbres sont plus hauts que l'herbe qui les entoure, etc. Donc la classe et la hauteur ne peuvent pas être estimées séparément, d'où l'optimisation conjointe de ces deux informations.

6.3.2.1 Définition du graphe de régions

Une fois toutes les détections effectuées (Paragraphe 6.3.1), un détecteur de contours (Sobel) est appliqué à chaque résultat. Ce dernier est une carte de labels, le plus souvent binaire ; la détection de contours est donc triviale. Le détecteur de contours est également appliqué à l'interférogramme filtré pour séparer les zones de hauteurs discontinues.

Ainsi pour chaque détecteur, des régions de valeurs homogènes sont définies. Ensuite, les contours de chaque détecteur sont superposés afin de définir des régions homogènes pour tous les détecteurs. Afin de s'assurer que les contours sont bien fermés, une ligne de partage des eaux est appliquée. On réalise ainsi une partition de l'espace (Figure 6.14) et on définit un graphe d'adjacence. Un vecteur de paramètres $d^k = [d_1^k, d_2^k, \dots, d_n^k]$ (n étant le nombre de détecteurs) est associé à chaque région. La valeur d_i^k (unique) est celle de la région k pour l' i ème détecteur.

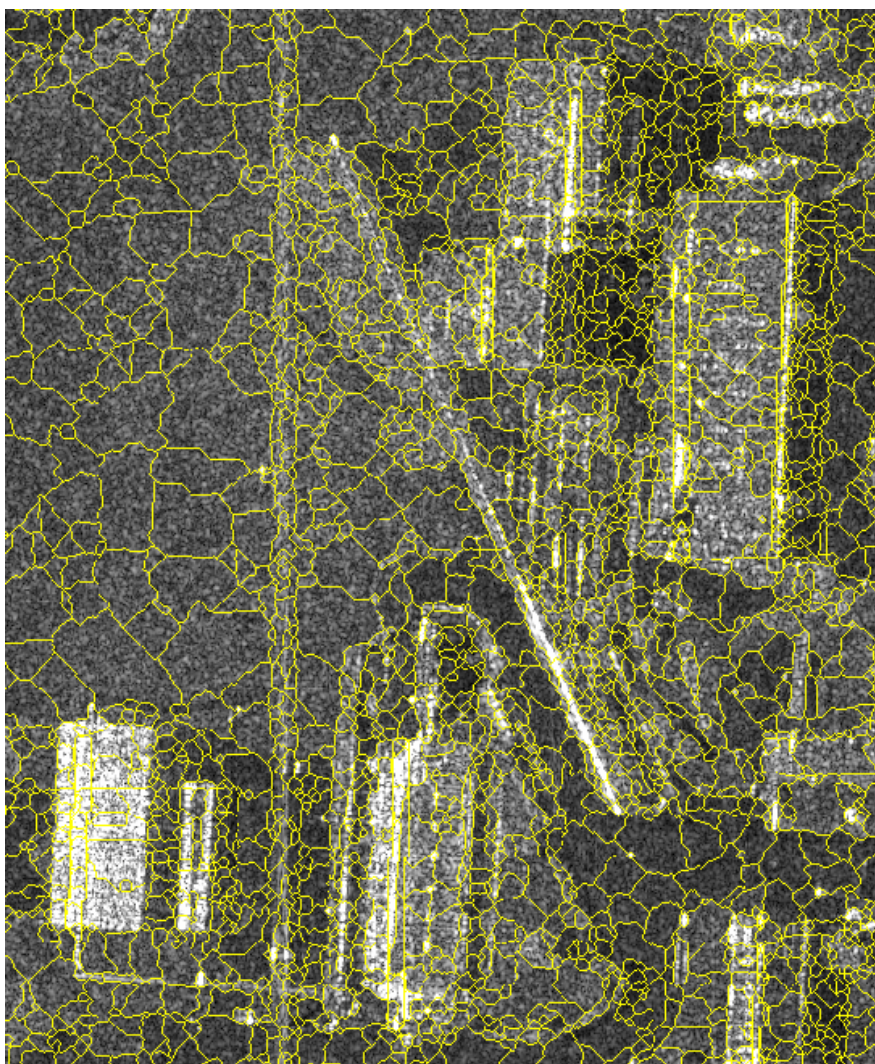


FIG. 6.14 : Contours (en jaune) des régions obtenues par superposition des résultats de tous les détecteurs sur l'amplitude de l'image RAMSES sur la zone du collège Bayard.

La phase interférométrique est considérée à part et n'entre pas dans les n détecteurs (bien que l'interférogramme ait servi à calculer les régions). En effet, la carte des hauteurs n'est pas binaire et doit être manipulée de manière indépendante des autres détecteurs. Pour chaque région, le mode de l'histogramme de la phase interférométrique, et donc de la hauteur \bar{h} , est calculé car il forme une

meilleure estimation que la moyenne dans certains cas (Paragraphe 4.3). Par la suite, on travaille avec \bar{h} pour la région entière.

6.3.2.2 Modélisation de la fusion

Deux champs sont définis sur le graphe d'adjacence des régions : le champ des hauteurs H et le champ des labels L . En utilisant le critère du maximum a posteriori (MAP), l'objectif est de trouver la réalisation du champ joint (L, H) qui maximise la probabilité conditionnelle $P(L, H|D, \bar{H})$. Avec la relation de Bayes :

$$P(L, H|D, \bar{H}) = \frac{P(D, \bar{H}|L, H)P(L, H)}{P(D, \bar{H})} \quad (6.15)$$

avec $P(L, H)$ égale à :

$$P(L, H) = \frac{P(L|H)P(H)}{P(L)} \quad (6.16)$$

Au lieu de supposer que H et L sont indépendants, nous conservons le terme $P(L|H)$ qui permet de prendre en compte de très simples considérations sur l'architecture réelle. Des constatations telles que "les routes sont plus basses que les bâtiments qu'elles longent" ou "l'herbe et la route sont au même niveau" peuvent, par exemple, être décrites par ce terme. C'est l'avantage principal de l'estimation jointe des champs L et H .

Par la suite, le champ L est supposé équiprobable et la régularisation est introduite seulement sur le champ H et le champ conditionnel $H|L$. Ainsi la probabilité à maximiser peut s'écrire :

$$P(L, H|D, \bar{H}) = KP(D, \bar{H}|L, H)P(L|H)P(H) \quad (6.17)$$

avec K un terme constant.

Fonction d'énergie En supposant que $L|H$ et H sont markoviens, leurs probabilités s'écrivent comme des champs de Gibbs. Avec, de plus, l'hypothèse de l'indépendance des régions entre elles et des régions vis-à-vis des labels, le terme de vraisemblance $P(D, \bar{H}|L, H)$ peut aussi s'écrire sous un formalisme de Gibbs. Le champ a posteriori est donc markovien et la recherche de la configuration MAP de (L, H) est équivalente à la minimisation de son énergie.

Pour chaque région k , l'énergie conditionnelle locale U s'écrit en fonction de la classe l_k et de la hauteur h_k en connaissant les valeurs des détecteurs d^k , de la hauteur observée \bar{h}_k et de la configuration pour les champs L et H de son voisinage V_k . L'énergie s'écrit sous forme d'un terme d'attache aux données $U_{données}$ et d'un terme de régularisation U_{reg} qui sont pondérés par un coefficient de régularisation β et par l'aire A_i des régions examinées via une fonction α :

$$U(l_k, h_k | d^k, \bar{h}_k, \{l_j, h_j\}_{j \in V_k}) = (1 - \beta) \left(\sum_{j \in V_k} A_j A_k \right) \alpha(A_k) U_{données}(d^k, \bar{h}_k | l_k, h_k) \\ + \beta \sum_{j \in V_k} A_j A_k U_{reg}(l_k, h_k, l_j, h_j) \quad (6.18)$$

α est une fonction linéaire de A_k . Si A_k est grande alors l'influence des voisins doit être moindre que si elle est petite (α est compris entre 1 et 2).

Attache aux données Le terme d'attache aux données $U_{données}$ est déterminé par l'utilisateur en fonction de ses connaissances a priori sur la qualité des détecteurs. Pour un jeu d'images, un unique terme d'attache aux données est défini (quel que soit le type de zone observée) par l'utilisateur.

$$U_{données}(d^k, \bar{h}_k | l_k, h_k) = \sum_{i=1}^n U_D(d_i^k | l_k) + (h_k - \bar{h}_k)^2 \quad (6.19)$$

Les détecteurs sont binaires ou limités à un petit nombre de valeurs (cas de la classification), il n'y a donc pas trop de valeurs $U_D(d_i^k | l_k)$ à définir par l'utilisateur. Les valeurs que nous avons utilisées sont présentées sur le Tableau 6.5

TAB. 6.5 : Valeurs de $U_D(d_i^k | l_k)$ pour tous les détecteurs et toutes les classes. Les valeurs s'échelonnent de 0.0 (signifiant "c'est la bonne valeur") à 1.0 (signifiant "cette valeur est très peu probable") avec trois valeurs intermédiaires 0.3, 0.5 et 0.8. Si certains détecteurs sont prioritaires, ils sont renforcés par une énergie égale à ± 2 ou ± 3 selon le degré de certitude. Les coins réflecteurs et les ombres ne sont donc pas remis en cause. La fusion est robuste vis-à-vis de légers changements des valeurs des énergies.
 CR = coins réflecteurs, R = routes, BO = bâtiments calculés à partir des ombres, O = ombres. Les valeurs de la classification signifient : 0 = sol, 1 = végétation, 2 = toit sombre, 3 = toit moyen, 4 = toit clair, 5 = ombre.

		l_k					
		S	V	A	B	CR	O
Classification	$d_1^1 = 0$	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	$d_1^1 = 1$	1.0	0.0	0.8	1.0	1.0	1.0
	$d_1^2 = 2$	1.0	0.5	0.0	0.0	1.0	1.0
	$d_1^3 = 3$	1.0	1.0	0.5	0.0	1.0	1.0
	$d_1^4 = 4$	1.0	1.0	1.0	0.0	0.0	1.0
	$d_1^5 = 5$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	-3.0
CR	$d_2^1 = 0$	1.0	1.0	1.0	1.0	3.0	1.0
	$d_2^2 = 1$	1.0	1.0	1.0	1.0	-2.0	1.0
R	$d_3^1 = 0$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	$d_3^2 = 1$	-10.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
BO	$d_4^1 = 0$	0.0	0.0	0.3	0.5	0.0	0.0
	$d_4^1 = 1$	1.0	1.0	0.3	0.0	0.3	1.0
O	$d_5^1 = 0$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	3.0
	$d_5^2 = 1$	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	-2.0

Terme contextuel Le terme contextuel U_{reg} contient deux contraintes : la première γ est sur la classe connaissant la hauteur (Equations 6.22, 6.23, 6.24) et la seconde ψ sur la hauteur (Equation 6.21).

Deux régions voisines qui ne sont pas à la même hauteur ne peuvent pas être deux régions de sol. Un ensemble de règles est ainsi construit à partir du bon sens et retranscrit dans les énergies de régularisation qui sont détaillées dessous. Pour la hauteur, la régularisation doit à la fois permettre de lisser les zones d'égale hauteur (sols, toits plats de bâtiments) et respecter les discontinuités (arbres, bords de toit).

$$U_{reg}(l_k, h_k, l_j, h_j) = \gamma_{(h_k, h_j)}(l_k, l_j) + \psi(h_k - h_j) \quad (6.20)$$

Pour les hauteurs, la régularisation est faite avec préservation des discontinuités [Geman et Reynolds, 1992] :

$$\psi(h_k, h_j) = \frac{(h_k - h_j)^2}{1 + (h_k - h_j)^2} \quad (6.21)$$

Pour les classes conditionnellement aux hauteurs, la proximité de deux régions est encouragée ou pénalisée selon leur hauteur. Trois cas sont traités : $h_k \approx h_j$ (i.e. écart de ± 2 m entre les deux régions pour prendre en compte le niveau de bruit de l'interférogramme), $h_k < h_j$ et $h_k > h_j$. Il y a une matrice d'adjacence pour chaque cas.

cas $h_k \approx h_j$

$$\begin{aligned} \gamma_{(h_k, h_j)}(l_k, l_j) &= 0 \quad \text{si } l_k, l_j \in \{B, CR, O\} \\ \gamma_{(h_k, h_j)}(l_k, l_j) &= \delta(l_k, l_j) \quad \text{sinon} \end{aligned} \quad (6.22)$$

δ est le symbole de Kronecker.

Une région de bâtiment peut être voisine d'un bâtiment, d'un coin réflecteur ou d'une ombre. Cela découle de la géométrie radar. Par contre, dans les autres cas, l'adjacence entre régions d'une même classe (à hauteur quasi constante) est préférée.

Dans les deux cas suivants, les règles de bon sens d'adjacence des classes en fonction de leur hauteur sont prises en compte.

cas $h_k < h_j$

$$\gamma_{(h_k, h_j)}(l_k, l_j) = c(l_k, l_j) \quad (6.23)$$

cas $h_k > h_j$

$$\gamma_{(h_k, h_j)}(l_k, l_j) = c(l_j, l_k) \quad (6.24)$$

Les valeurs de $c(l_k, l_j)$ sont définies par l'utilisateur (Tableau 6.6) en prenant en compte la réalité (le sol n'est pas plus haut qu'un bâtiment, l'herbe est au même niveau que le sol, etc.).

TAB. 6.6 : Valeurs de $c(l_k, l_j)$. Ce sont donc les valeurs de $\gamma_{(h_k, h_j)}(l_k, l_j)$ si $h_k < h_j$. La matrice symétrique donne les valeurs de $\gamma_{(h_k, h_j)}(l_k, l_j)$ si $h_k > h_j$. Quatre valeurs seulement sont utilisées pour décrire l'énergie de 0.0 (la classe l_i peut très bien être voisine de la classe l_j) à 2.0 (la classe l_i ne peut absolument pas être voisine de la classe l_j).

$l_i \backslash l_j$	S	V	A	B	CR	O
S	1.0	2.0	0.5	0.5	2.0	1.0
V	2.0	1.0	0.5	0.5	2.0	1.0
A	2.0	2.0	0.0	1.0	2.0	1.0
B	1.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0
CR	2.0	2.0	2.0	0.0	0.0	1.0
O	1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0

Il est possible de vérifier que $\gamma_{(h_k, h_j)}(l_k, l_j)$ est bien symétrique. La symétrie est donnée par le renversement de la matrice du Tableau 6.6 quand la relation de hauteur entre les régions s'inverse (Equations 6.23 et 6.24).

Optimisation L'optimisation est faite par un algorithme ICM initialisé par le maximum de vraisemblance calculé sur les opérateurs (classification, routes, coins réflecteurs, ombres, bâtiment d'après les ombres) et les hauteurs calculées à partir de l'interférogramme.

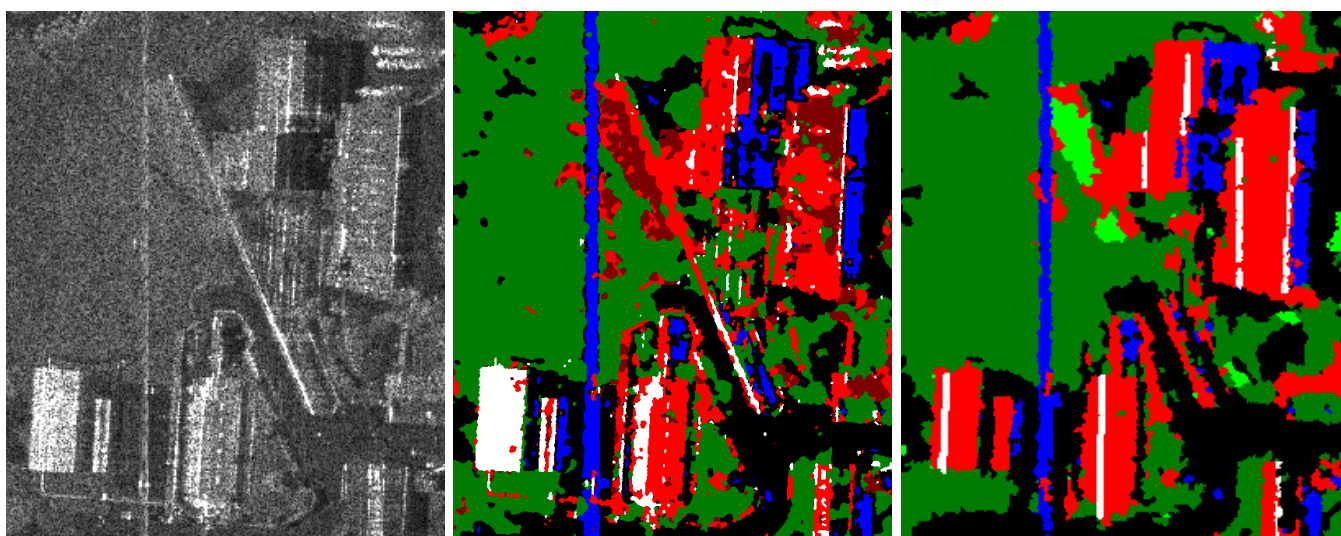
Notons que cette méthode est indépendante du nombre de détecteurs et de leur signification (les termes d'énergie doivent cependant être ajustés). Si un détecteur n'est pas disponible sur une zone, il peut être ignoré en donnant la même valeur à toutes les régions : cela ne troublera pas l'optimisation.

Résultat La fusion a été faite, en 8-connexité, avec les valeurs $\beta = 0.4$ et $\alpha_{max} = 2.0$. Nous l'illustrons ici sur la zone du collège Bayard (Figures 6.15 et 6.16). Quelques conflits entre les classes de bâtiments et de végétation sont résolus (peupliers du collège). Les routes sont bien détectées. En revanche, le toit de l'église est mal classé : il manque le deuxième pan du toit. Il est détecté en *sol* et *végétation sombre* dans la classification introduite en entrée de la fusion et comme route dans le détecteur route. Le terme d'attache aux données accorde une grande confiance au détecteur route, renforcée par la classification, ce qui explique le mauvais classement final. Par contre, dans le MNS, le pan du toit apparaît clairement plus haut que le sol.

Le MNS est relativement lisse (par rapport à la précision altimétrique initiale) sur la végétation rase et les bâtiments. Au contraire, la route est bruitée ; la cohérence est, en effet, un peu moins bonne sur la route.



(a)

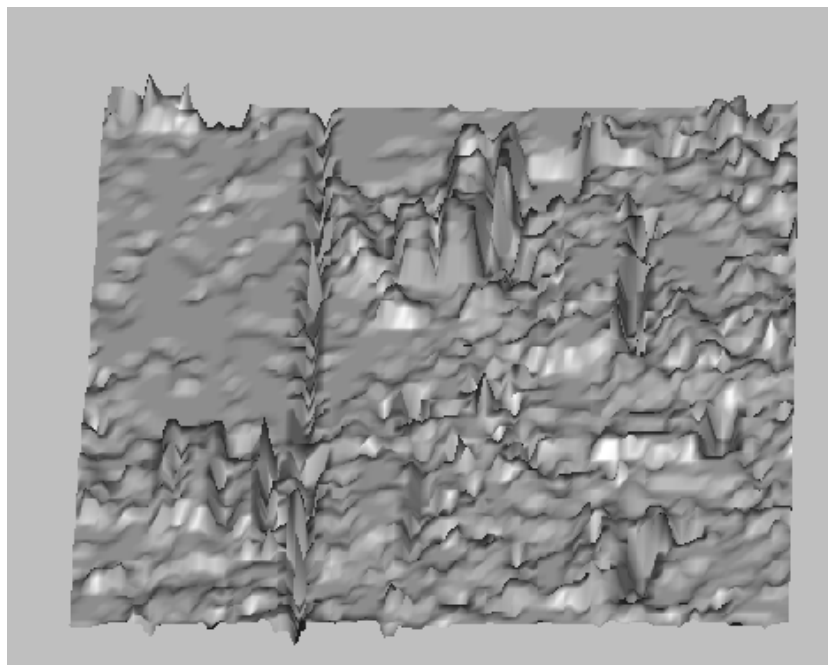


(b)

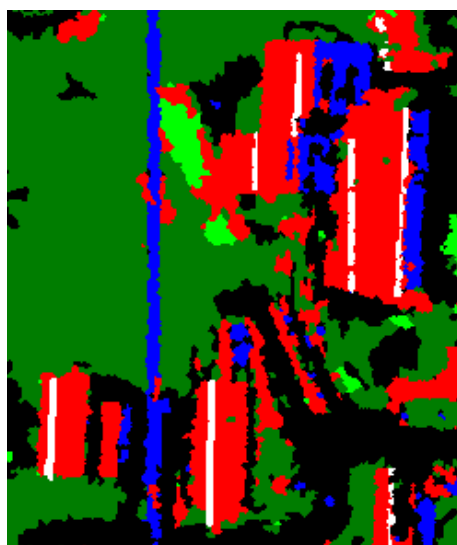
(c)

(d)

FIG. 6.15 : Zone du collège Bayard : Amplitude (b), classification mise en entrée de la fusion (c) et classification obtenue en sortie de la fusion (d). Les bâtiments sont mieux détectés, certains “trous” dans le toit sont corrigés et les zones de végétations, par exemple les peupliers le long de la clôture du collège, sont enfin classés en tant “qu’arbre”. L’image optique (IGN©) est présentée en (a).



(a)



(b)

FIG. 6.16 : *Vue 3D du MNS calculé sur la zone du collège Bayard avec ombrage (a) et la classification correspondante (b).*

6.3.3 Amélioration du MNS et de la classification

Le MNS et la classification, qui sont calculés par la fusion des détecteurs, comportent encore des erreurs. Dans [Soergel et al., 2003a], une boucle de validation est proposée pour améliorer l'estimation du MNS. Il s'agit de calculer les zones d'ombres et les zones de recouvrement à partir du MNS et de les comparer avec les données d'entrée. Nous reprenons ici cette idée mais nous allons comparer les zones projetées et la classification issue de la fusion. Les différentes étapes de la validation sont résumées à la Figure 6.17.

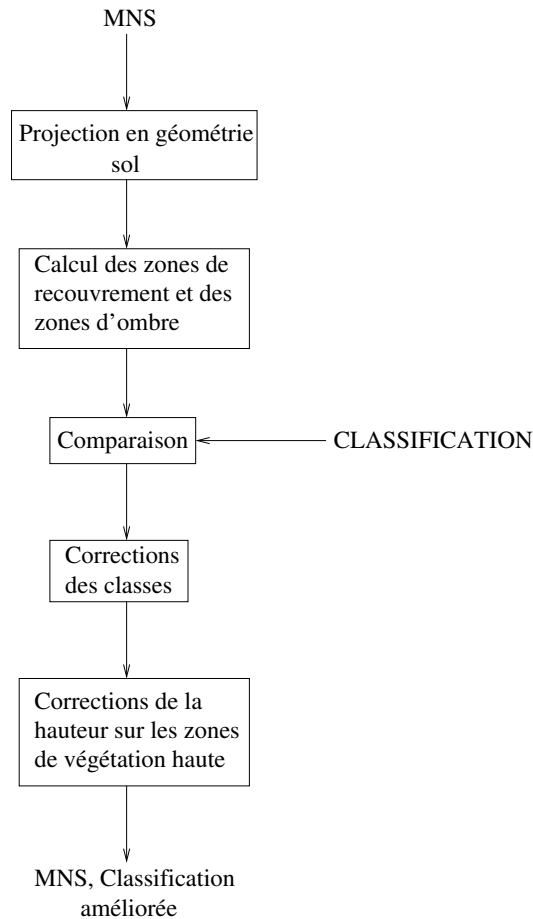


FIG. 6.17 : *Étapes de l'amélioration du MNS et de la classification qui sont issus de la fusion des différents détecteurs.*

6.3.3.1 Projection et calcul des zones

Le calcul des zones de recouvrement et d'ombre et des coins réflecteurs est plus facile avec un MNS ramené en géométrie au sol. Pour une onde d'angle d'incidence locale θ , l'abscisse x au sol d'un point de hauteur h situé à une distance R du capteur est égale à :

$$x = R \sin \theta + \frac{h}{\tan \theta} - NR \sin \theta_{NR} \quad (6.25)$$

avec l'abscisse du Near Range au sol égale à 0. L'angle θ varie au cours de la fauchée. Cette variation est faible dans notre cas car nous travaillons sur des scènes de 2048 pixels de large seulement.

Le MNS est projeté sur une grille de résolution 0.5 m⁴. Mais la projection n'est pas parfaite (Figure 6.18) car l'estimation de la hauteur n'est pas assez précise : un saut de deux mètres sur le sol plat est dû au bruit et non à la présence d'un objet ! Donc en projetant, cela crée un écart important et certains pixels, en géométrie sol, n'ont pas de valeurs : c'est pour cette raison qu'il y a des zones en noir dans la Figure 6.18 (a), cela met en avant les problèmes de bruit sur le sol. Il faudrait diminuer la résolution du MNS projeté mais les bâtiments seraient alors trop petits. De plus, nous n'avons pas des données très précises sur la géométrie d'acquisition donc il y a aussi une imprécision au niveau de l'estimation du Near Range et de la hauteur du porteur ; cela n'améliore pas le calcul des empreintes au sol. De plus il n'est pas possible de géoréférencer proprement les images. La projection au sol ne fait donc pas disparaître toutes les zones de recouvrement et la projection n'apporte pas une meilleure validation des formes des bâtiments que l'étude directe dans le MNS.

Il faut donc tenir compte de ce problème lors du calcul des ombres et des layovers. Une technique de lancer de rayon donnerait trop de recouvrements et d'ombres. Nous la corrigeons en ne prenant en compte que les écarts de hauteur strictement supérieurs au niveau d'imprécision (environ deux mètres).

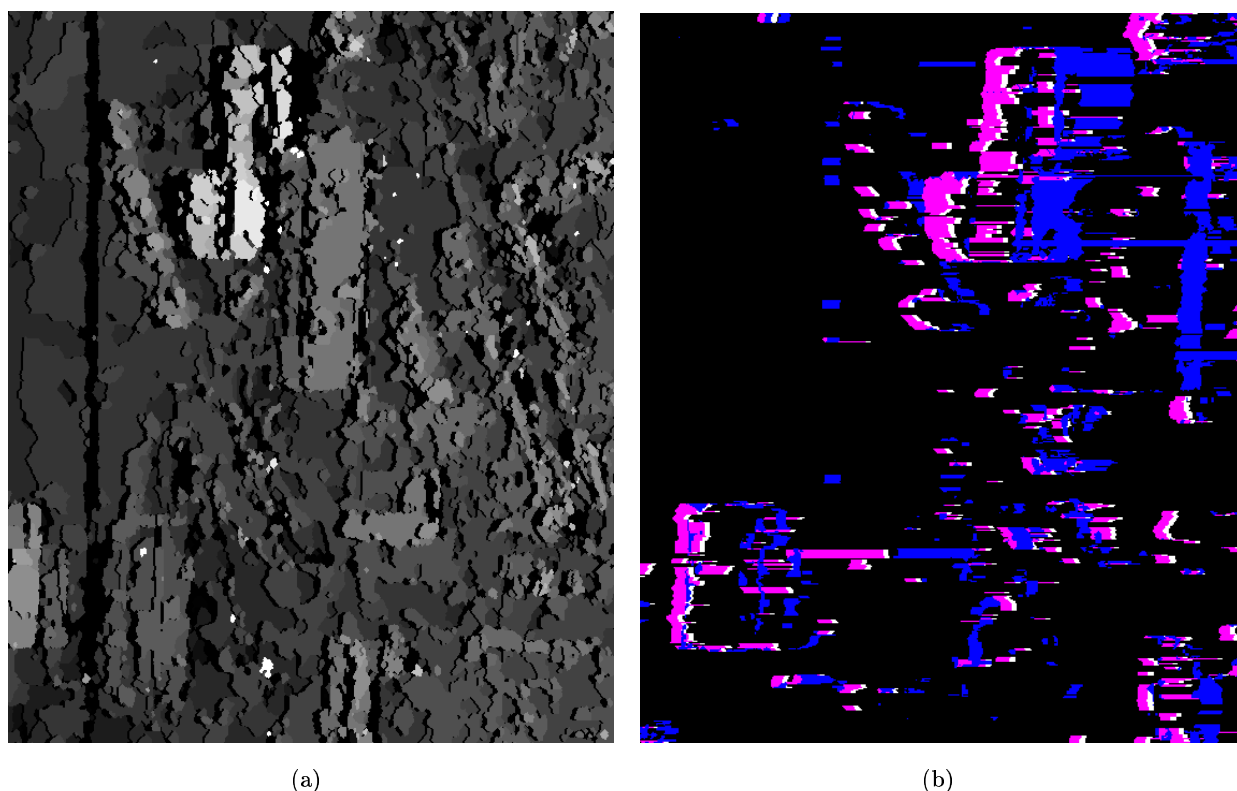


FIG. 6.18 : MNS projeté au sol (a) (les niveaux de gris symbolisent la hauteur) et zones de recouvrement (magenta), coins réflecteurs (blanc) et zones d'ombre (bleu) en géométrie radar à la Figure (b). Le MNS au sol a une résolution de 0.5 m : il y a de nombreux "trous" dus aux discontinuités entre les régions qui sont dues au bruit ou à la géométrie de la scène.

⁴L'échantillonnage de la SLC en distance est équivalent à un échantillonnage au sol de l'ordre de 20 cm. Une grille au sol de 50 cm de résolution est donc acceptable et même sous-échantillonnée.

6.3.3.2 Comparaisons et corrections : approche objets

Les zones projetées sont ensuite comparées à la classification issue de la fusion en prenant en compte le graphe des régions qui est défini au Paragraphe 6.3.2. Pour corriger les résultats précédents, l'approche régions est mélangée à une "approche objets". En effet, la classification définit des objets (bâtiments, route, etc.) qui peuvent être modélisés à nouveau sous forme de graphe (Figure 6.19). Ce graphe va permettre de corriger les contours des bâtiments.

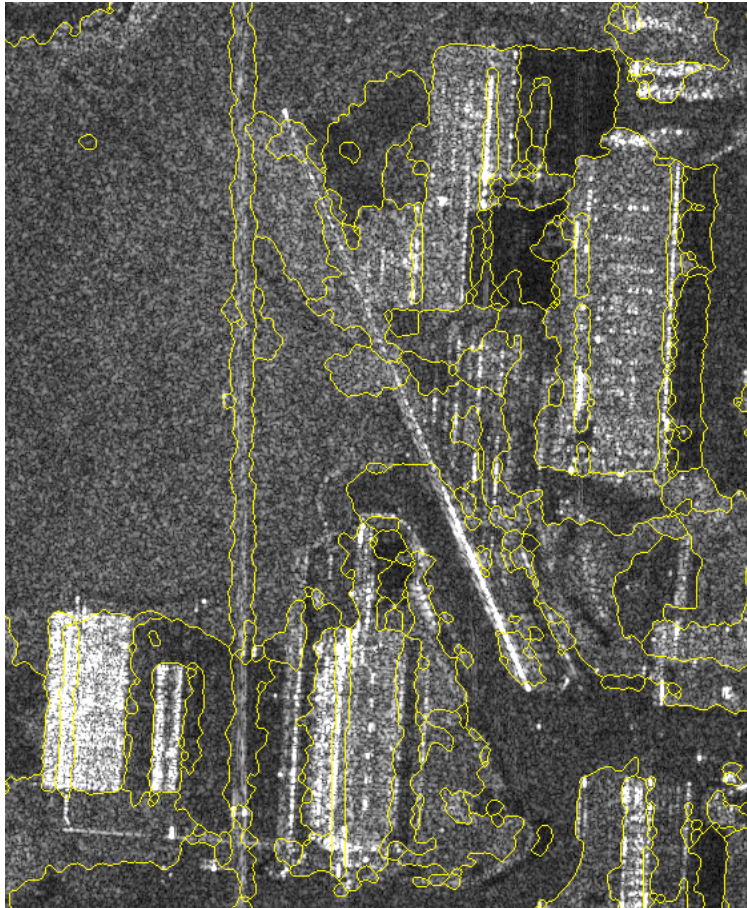


FIG. 6.19 : *Superposition des contours des objets (en jaune) sur l'image d'amplitude RAMSES de la zone du collège Bayard. Les contours des objets sont très proches des contours que nous pourrions tracer manuellement autour des bâtiments. Les contours des bâtiments pourraient être plus rectilignes mais ils suivent bien la forme générale. Les coins réflecteurs sont bien positionnés. Donc les objets sont bien délimités et c'est leur identification qui peut poser problème.*

Le résultat de la comparaison est présenté à la Figure 6.20. Onze classes sont identifiées et les conflits de certaines d'entre elles sont résolus dans la suite.

Les corrections interviennent à trois niveaux : sur les bâtiments à partir des zones de recouvrement détectées, sur les zones de recouvrement issues du MNS qui ne correspondent pas à un bâtiment, sur les zones d'ombres qui ne correspondent pas à une ombre dans la classification.

Corrections des bâtiments Les zones de recouvrement sont, en théorie, au début du bâtiment. Si la comparaison entre la classification et les zones de recouvrement calculées montre des bâtiments qui ne commencent pas par la zone de recouvrement, leurs contours doivent être déplacés. Cette



FIG. 6.20 : Comparaison de la carte des zones de recouvrement et d'ombre (Figure 6.18 (b)) et de la classification calculée par la fusion des détecteurs (Figure 6.15 (d)).

Les cinq premières classes correspondent à celle de la classification et n'intersecte aucune zone, repliement ou ombre, calculée par le MNS : **noir** : sol, **vert foncé** : végétation rase, **vert clair** : arbre, **rouge** : bâtiment, **jaune** : coin réflecteur, **bleu sombre** : ombre.

Les zones à problème sont ensuite identifiées par une étoile (*) **violet** : zone de recouvrement correspondant à un bâtiment dans la classification, **magenta*** : zone de recouvrement ne correspondant pas à un bâtiment dans la classification, **bleu roi** : ombre correspondant à une ombre dans la classification, **cyan*** : ombre ne correspondant pas à une ombre dans la classification, **blanc** : coin réflecteur correspondant à un coin réflecteur dans la classification, **orange*** : coin réflecteur ne correspondant pas à un coin réflecteur dans la classification.

configuration est illustrée à la Figure 6.21. Les bâtiments sont des objets qui regroupent toutes les zones connexes classées comme bâtiment et coin réflecteur.

La zone à reclasser est mise dans la classe végétation rase (V). En effet, elle a une altitude proche de celle du sol et une radiométrie différente de celle de la route. Dans le détecteur "classification", ce sont souvent des zones classées en *toit sombre*. La classe V est donc un bon compromis pour les corriger. La correction est faite sur le graphe de régions.

Corrections des zones de recouvrement La projection du MNS met en avant des zones de recouvrement qui ne correspondent pas à des bâtiments mais à du sol ou de la végétation rase. Ce sont donc soit des arbres (classe A) soit des bâtiments oubliés. Selon la taille de l'objet auquel appartient la région, cette dernière sera reclassée en arbre ou en bâtiment. Comme les images sont en zone urbaine, il y a peu de chance pour avoir une grande zone connexe d'arbres donc dans ce cas, la région est classée comme bâtiment. Si, par contre, l'objet est de petite taille, la région est classée comme arbre.

Corrections des ombres Il y a aussi des zones d'ombre qui correspondent à de la végétation haute ou rase, au sol ou à des bâtiments. Les régions du graphe sont alors corrigées en zone d'ombre.

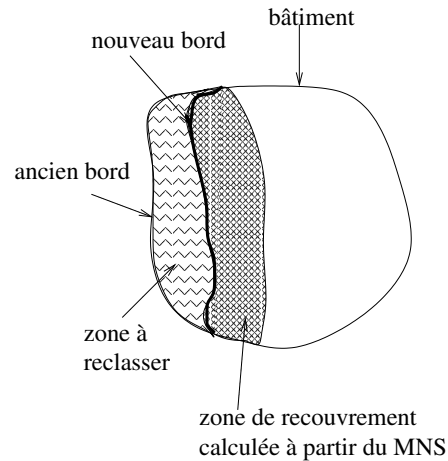


FIG. 6.21 : *Illustration du mauvais positionnement d'un contour de bâtiment. La zone à reclasser n'a pas une altitude suffisante pour être un bâtiment (puisque'elle ne génère pas de zone de recouvrement). Cela peut être un parking, un espace vert, etc. qui a "trompé" la classification en amplitude.*

Hauteur des zones d'arbres Les arbres n'ont pas une hauteur régulière donc il n'y a aucune raison pour approximer la hauteur des régions classées comme "arbre" par un plan horizontal. Donc dans ces régions, la hauteur calculée en chaque pixel est conservée pour le MNS final.

Les résultats pour la zone du collège Bayard et aussi pour un extrait de la cité Bayard sont présentés à la Figure 6.22.

L'extrait de la cité Bayard illustre bien les effets de la correction des contours des bâtiments grâce aux zones de recouvrement. Le bâtiment en L du collège est par contre un peu abusivement corrigé dans sa partie haute. La comparaison permet aussi de rajouter des coins réflecteurs sur des endroits oubliés (bâtiments étroits, par exemple ceux du centre de la cité Bayard) et sur les bâtiments non rectilignes. En contre partie, cela peut rajouter des erreurs là où les coins étaient bien détectés : ils sont élargis. Notons que les bâtiments complexes de la cité Bayard ne sont pas bien séparés dans la classification : cela est en accord avec la vérité terrain ! Il y a effectivement une arche qui relie tous les bâtiments en hauteur.

Notre étape de corrections ne prend pas en compte tous les conflits qui existent lors de la comparaison entre les zones projetées et la classification précédente. En particulier, elle ignore les classes d'ombre ou de coin réflecteur de la classification qui n'ont pas leur pendant dans la projection. L'erreur vient soit du MNS qui est mal estimé, soit de la classification qui est mauvaise. Il est difficile de trancher avec les informations que nous avons extraites. Il faudrait prendre en compte la géométrie des formes. C'est un point qui est à rajouter dans un travail futur.

Dans le chapitre suivant nous donnons plus d'exemples de la fusion. Nous comparons également les hauteurs estimées aux hauteurs réelles.

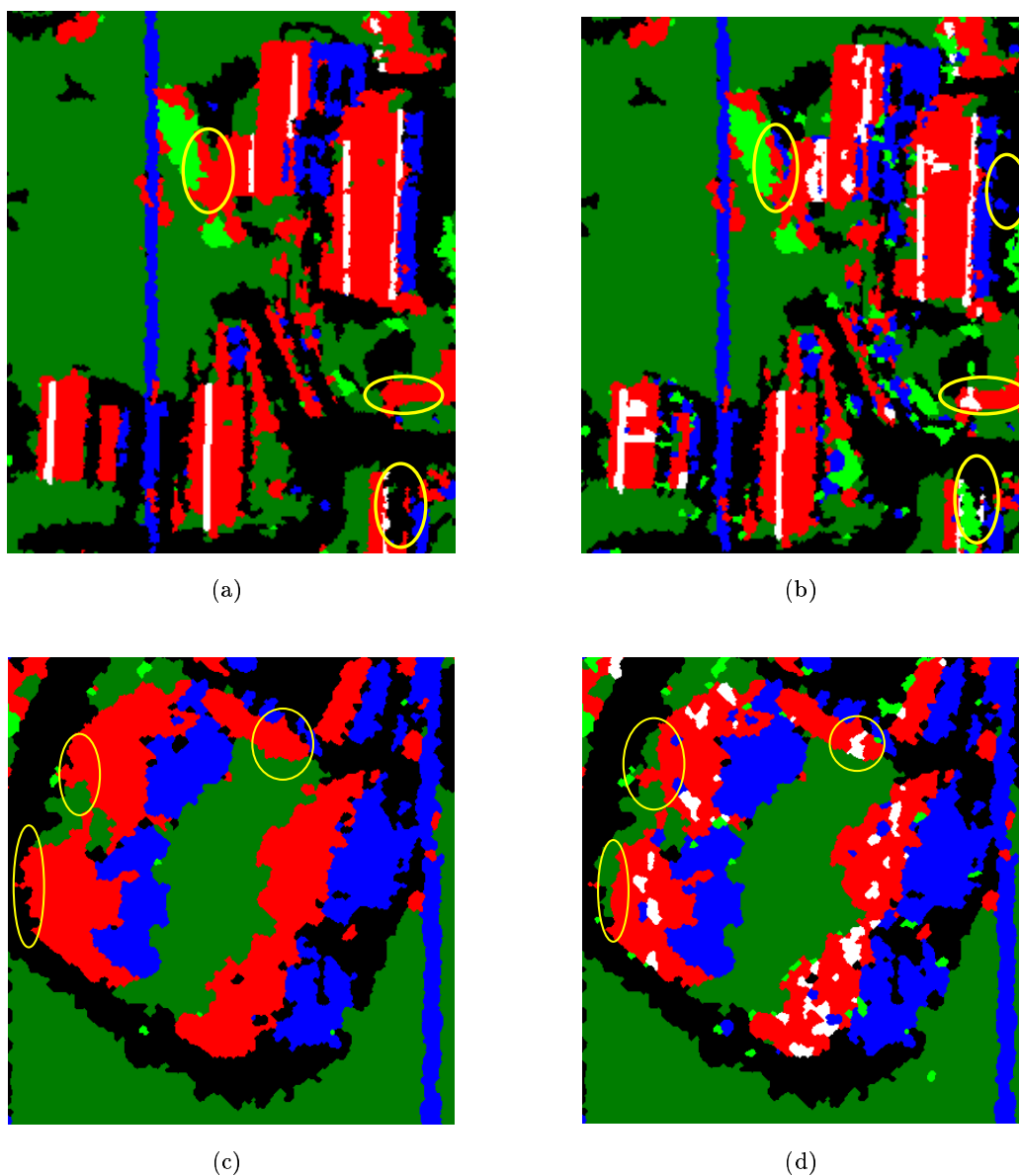


FIG. 6.22 : *Illustration de l'étape de correction (figures (b) et (d)) de la classification obtenue par la fusion (figures (a) et (c)). Les parties intéressantes sont entourées de jaune. Les bords de bâtiments sont plus nets : surtout pour le bâtiment en bas à droite de la cité Bayard. Les coins réflecteurs sont rajoutés sur la cité Bayard et sur le bâtiment en L du collège (partie droite de l'image (b)). Pour les autres bâtiments, les coins réflecteurs rajoutés sont plus imprécis. Ils rendent compte de détails locaux dans le toit qui étaient ignorés jusqu'à présent. Notons que la partie opposée au capteur de l'église est récupérée mais classée en arbre en raison du seuil sur l'aire de la région (figure (b)).*

Chapitre 7

Analyse des résultats

La chaîne de traitements, décrite au chapitre précédent, a été appliquée aux trois images RAMSES des quartiers Bayard et Cheminot et de la zone industrielle. Les résultats sont présentés dans une première section (Section 7.1). Leur analyse permet de cerner les limites et les potentiels de la méthode et de généraliser à l'interférométrie (Section 7.2).

7.1 Présentation des résultats pour trois images RAMSES

Les trois quartiers sont à l'ouest de Dunkerque (ils sont en fait sur la commune de Saint Pol sur Mer). Ce sont trois images de 2048×2048 pixels dans l'image mono-vue.

7.1.1 Quartier Bayard

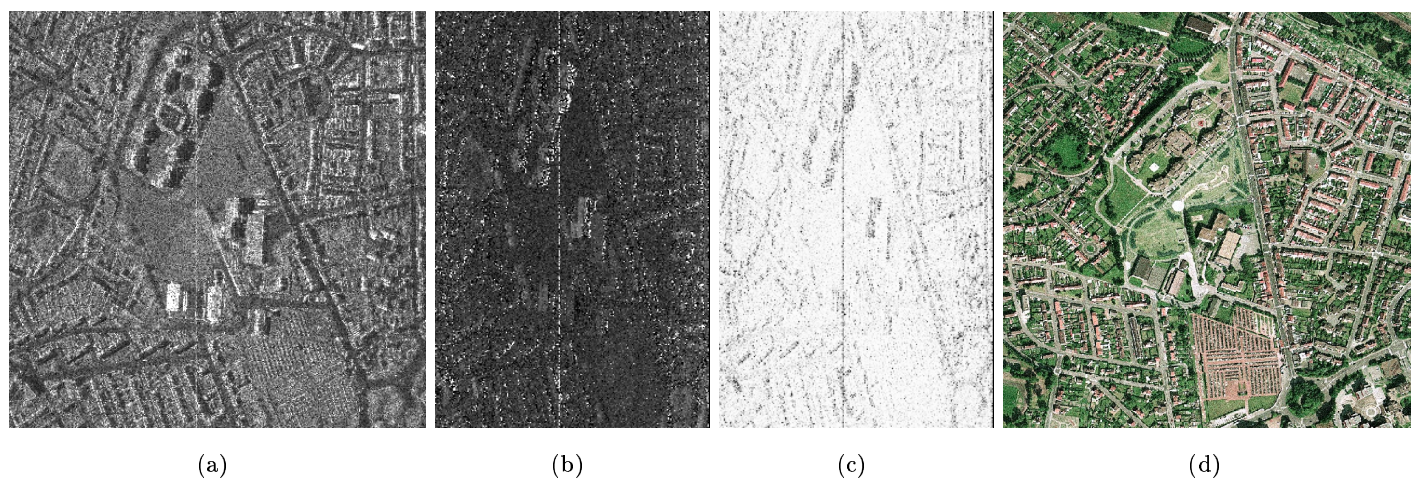


FIG. 7.1 : *Amplitude mono-vue (a), interférogramme 6-vues (b), cohérence 6-vues (c) et image optique (IGN©) (d) sur le quartier Bayard. Ce sont les trois entrées de la chaîne de reconstruction.*

Le quartier Bayard (Figure 7.1) est très divers car il regroupe des bâtiments isolés, des bâtiments de formes simples et d'autres de formes complexes, des zones pavillonnaires, de la végétation... Cela en fait une très bonne zone de test pour valider la chaîne de traitements. Pour cette raison, nous

avons fait une étude terrain approfondie pour comprendre les images et les résultats. Dans la suite, nous désignons les bâtiments par leur nom ou leur rue : une carte se trouve à la Figure 2.3, page 41.

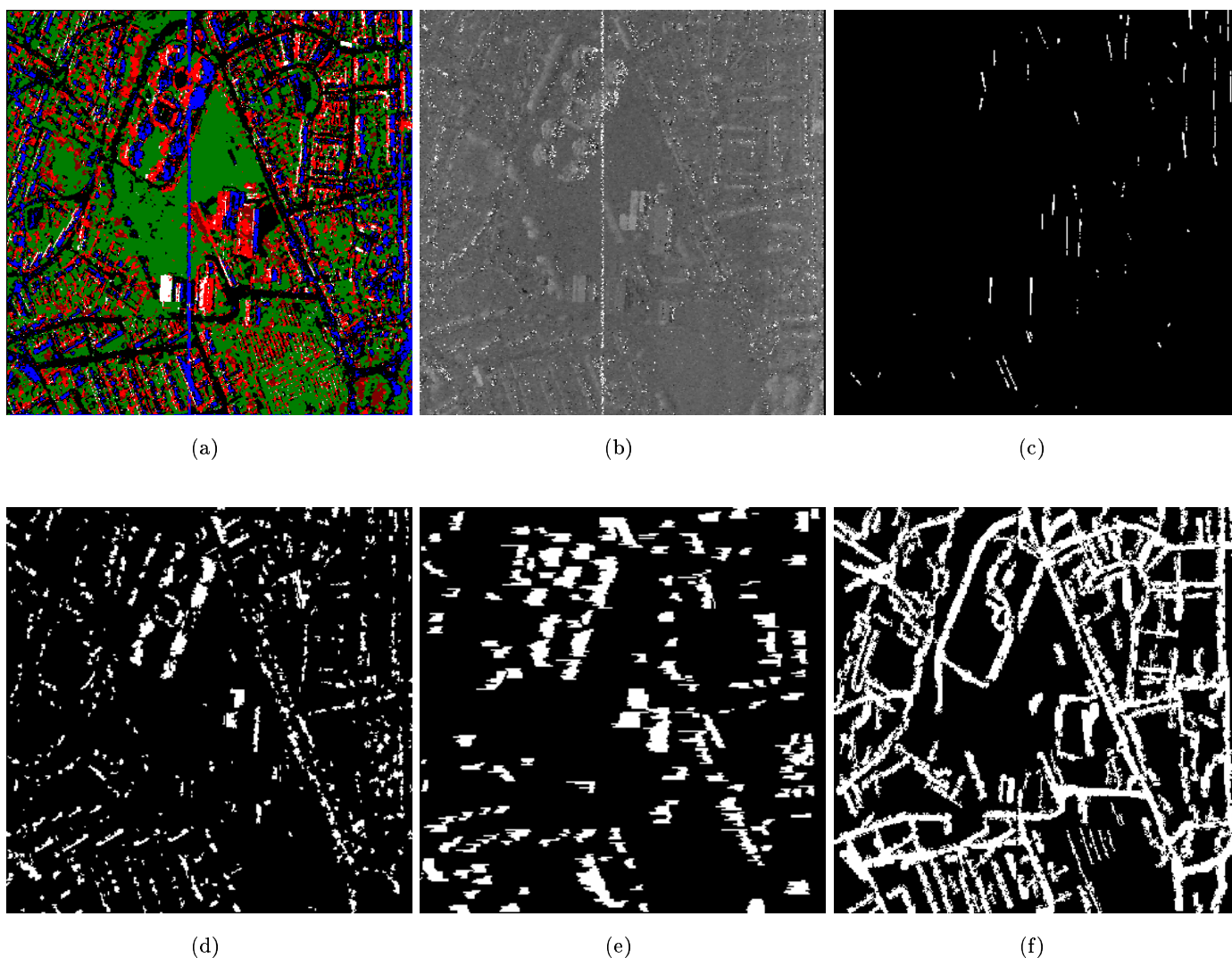
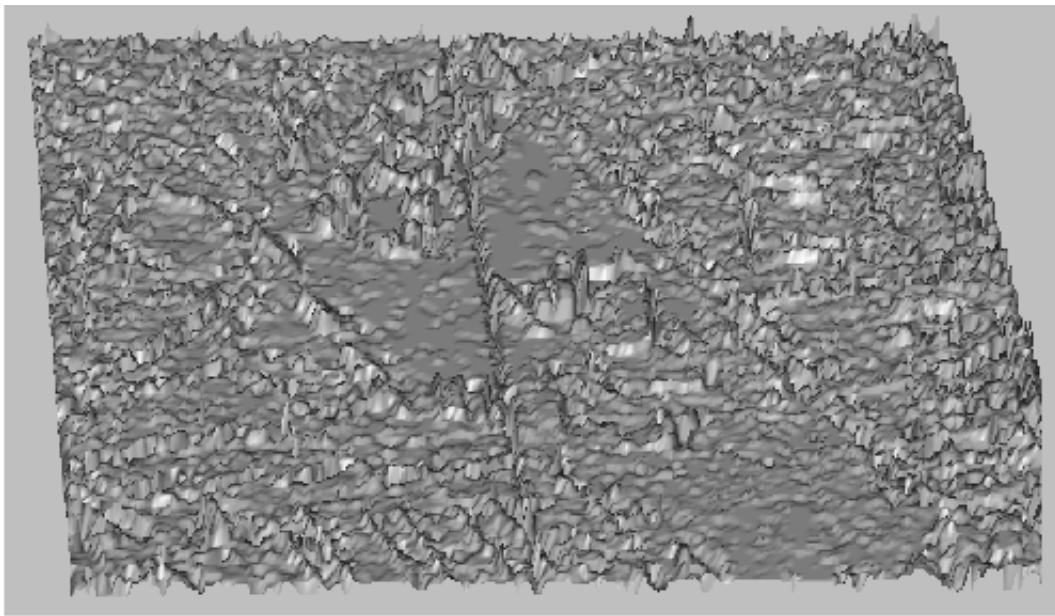


FIG. 7.2 : Résultats des six détecteurs sur le quartier Bayard. La résolution initiale est utilisée. Les images 6-vues sont sur-échantillonnées.

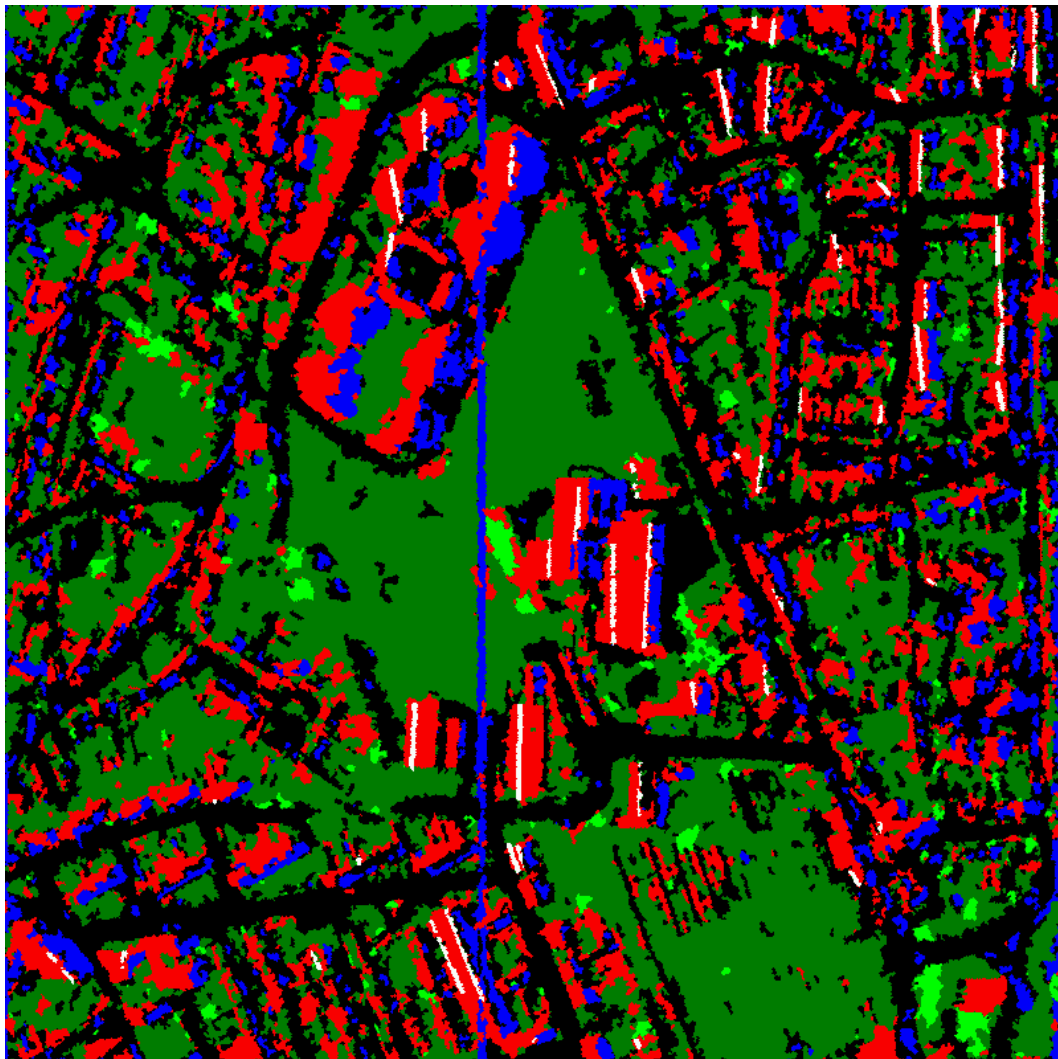
(a) classification, (b) interférogramme filtré, (c) : coins réflecteurs, (d) : ombres, (e) : bâtiments d'après les ombres, (f) : routes.

Les résultats des six détecteurs sont présentés à la Figure 7.2. La classification donne un bon aperçu de la structure du quartier malgré quelques erreurs bâtiment/végétation. La carte des coins réflecteurs (Figure 7.2 (c)) peut surprendre quand on la compare à l'image d'amplitude : il y a bien plus de traits brillants en amplitude! Mais ils correspondent aux réponses des toits pentus que nous avons mises en avant au Paragraphe 3.3.2.2. A ne pas confondre avec les coins mur/sol! Les rues principales sont bien identifiées (Figure 7.2 (f)), quelques ombres sont détectées en trop, en particulier, le long de la rue de la République et autour du collège.

Le résultat de la fusion (Figure 7.3) montre une bonne reconstruction globale du quartier, du moins sur les grands bâtiments. Nous décrivons plusieurs bâtiments localisés à la Figure 7.4.



(a)



(b)

FIG. 7.3 : *Vue 3D du MNS estimé (a) en fusionnant les informations des différents réflecteurs sur le quartier Bayard et classification correspondante (b).*

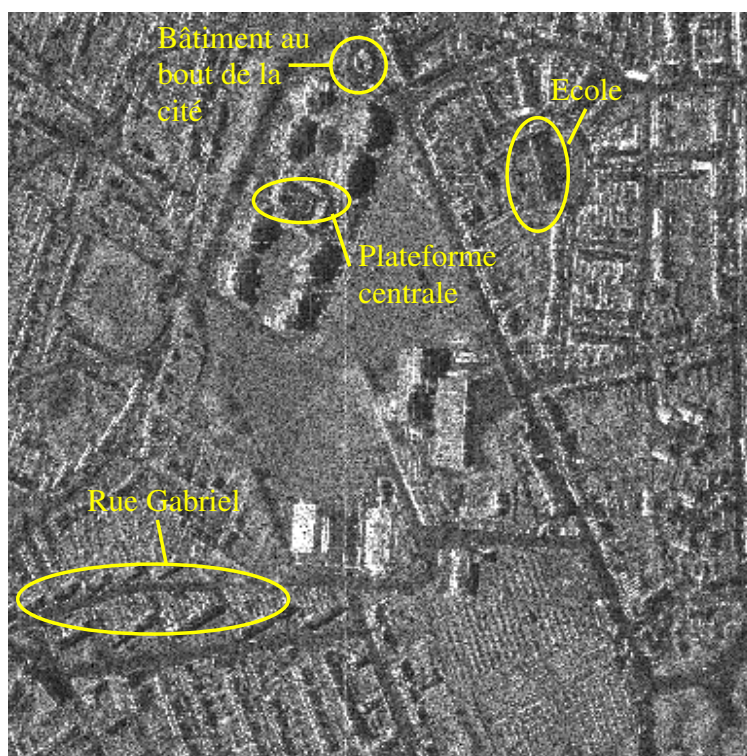


FIG. 7.4 : Localisation de bâtiments décrits dans le texte.

Même la cité Bayard qui est pourtant très complexe (Figure 7.5 (a)) est reconstruite convenablement. La plateforme centrale a une hauteur moyenne de 2.5 mètres supérieure à celle du sol autour de la cité. Cela correspond à la réalité : la plateforme centrale est au niveau du premier étage des bâtiments rectangulaires. Leur hauteur est estimée à 6/7 mètres et la BD Topo de l'IGN les classe à 7 mètres. Le bâtiment situé au bout de la cité (en haut dans l'image radar, photo Figure 7.5) est très bien détecté dans la classification ; son arrondi et ses coins réflecteurs dans les deux parties rectilignes apparaissent clairement dans la classification. Sa hauteur est estimée à 3.5 mètres et la BD Topo donne une hauteur de 3 mètres !

Hélas tous les bâtiments ne fonctionnent pas aussi bien. Prenons la série de six petits immeubles (quatre maisons accolées de deux étages) rue Gabriel (centre gauche dans l'image radar). Leurs contours sont très approximatifs dans la classification et leur hauteur est estimée entre 3 et 9 mètres selon la région prise en compte, alors que la BD Topo les donne à 5 mètres environ.

Un autre exemple d'échec est l'école rue des rossignols (dans la partie centrale de l'arrondi en haut à droite de l'image radar, photo Figure 7.5 (d)) : les contours de l'école sont très mal détectés dans la classification. Sa hauteur est estimée en moyenne à 3 mètres (ce qui est correct) mais elle varie beaucoup le long du toit.

Les bâtiments qui posent problème à la reconstruction 3D sont les bâtiments de petite taille ou de faible hauteur : la résolution des images n'est pas adaptée et la chaîne n'arrive pas à gérer des structures trop basses et petites.

De plus, le MNT montre un problème d'estimation de la base : sur la partie droite de l'image, le sol semble être plus haut, comme s'il y avait une mini-colline. Or le terrain est parfaitement plat à cet endroit. Il y a donc une erreur dans les paramètres ; les mouvements de l'avion ont mal été compensés dans cette partie de l'image.



(a)



(b)

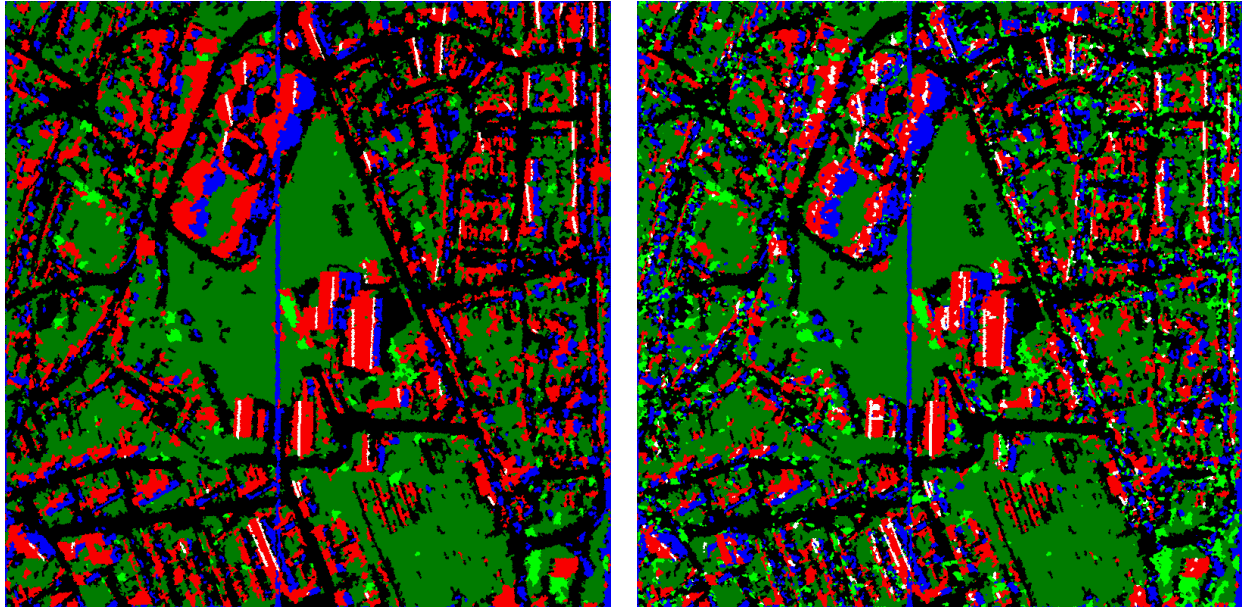


(c)



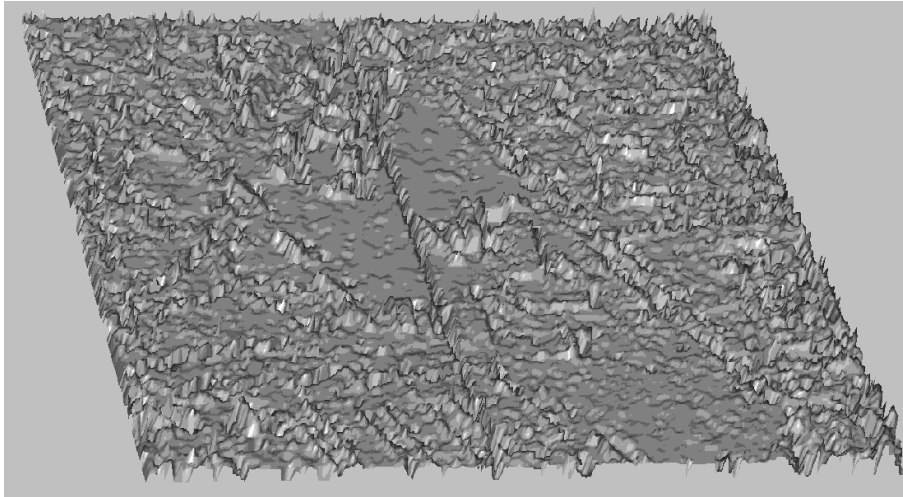
(d)

FIG. 7.5 : *Quelques photos du quartier Bayard : l'intérieur de la cité Bayard (a), le bâtiment au bout de la cité (b), les petits bâtiments de la rue Gabriel (c) et l'école rue des rossignols (d).*



(a)

(b)



(c)

FIG. 7.6 : Amélioration par la comparaison avec le MNS issu de la fusion : (a) classification issue de la fusion, (b) classification après amélioration, (c) MNS 3D amélioré en niveaux de gris selon la hauteur, (d) MNS 3D amélioré avec superposition de la classification.

La phase de validation des résultats avec le MNS issu de la fusion permet de corriger certains contours de bâtiments (Figure 7.6), elle permet également de rajouter des coins réflecteurs oubliés ainsi que des zones d'ombre de petite taille. Mais cela ne change pas fondamentalement le résultat précédent. La complexité des toits de la cité Bayard est mieux rendue car les coins réflecteurs et les ombres sont ajoutés. Sur les rues résidentielles où les résultats n'étaient pas satisfaisants, il n'y a pas d'amélioration notable car il faut un MNS fiable pour l'étape de validation. En effet, si la hauteur n'est pas bien estimée, les zones de recouvrement et d'ombre sont mal calculées.

7.1.2 Quartier Cheminot

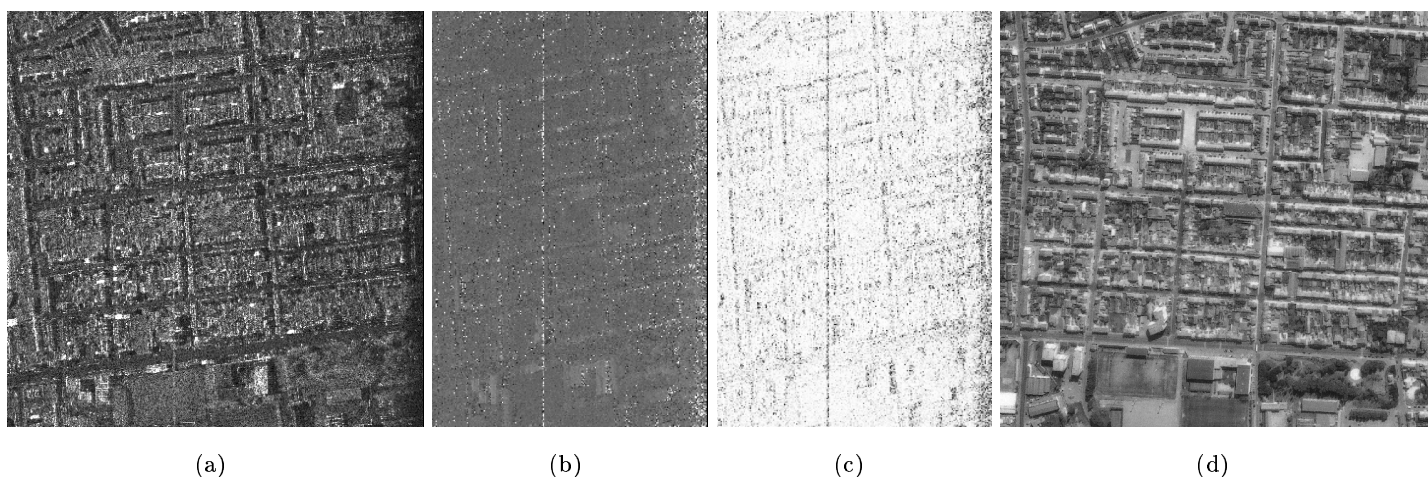


FIG. 7.7 : *Amplitude mono-vue (a), interférogramme 6-vues (b), cohérence 6-vues (c) et image optique (IGN©) (d) sur le quartier Cheminot. Ce sont les trois entrées de la chaîne de reconstruction*

Le quartier Cheminot est très uniforme et régulier : rues en angle droit, maisons avec la même architecture. Les données d'entrée (Figure 7.7) laissent présager les difficultés de la reconstruction sur les données : le contour de la plupart des bâtiments est très difficile à déterminer visuellement ! L'interférogramme est quasi-constant même là où sont les maisons. En effet, les maisons sont trop petites et trop basses. La résolution des images n'est absolument pas adaptée à ce quartier.

La classification en entrée de la fusion (Figure 7.8 (a)) est, sans surprise, très mauvaise sur toute la partie centrale de l'image. Les grands bâtiments du bas de l'image sont, eux, bien reconnus. La détection des coins réflecteurs (Figure 7.8 (b)) n'a pas de sens car il y a de nombreuses réponses linéaires brillantes de petites tailles. L'algorithme privilégie les grandes lignes et, de plus, il s'appuie sur la classification pour valider la position du coin réflecteur dans le bâtiment... La détection des ombres est moyenne (Figure 7.8 (d)), en particulier, on perd l'information sur certains bâtiments du bas qui sont alors mal détectés dans le détecteur des bâtiments à partir des ombres (Figure 7.8 (e)). Les routes, par contre, sont bien détectées (Figure 7.8 (f)).

Comme le laisse présager l'analyse des images d'entrée et les détecteurs, la reconstruction 3D n'a pas de sens sur la partie centrale de l'image (Figure 7.9). La limite vient des images et il faudrait plutôt identifier au préalable les zones pavillonnaires (avec des critères sur la forme de la classification, la densité des points et l'interférogramme) qu'essayer d'estimer la hauteur de zone où la méthode échouera forcément à cause de la résolution.

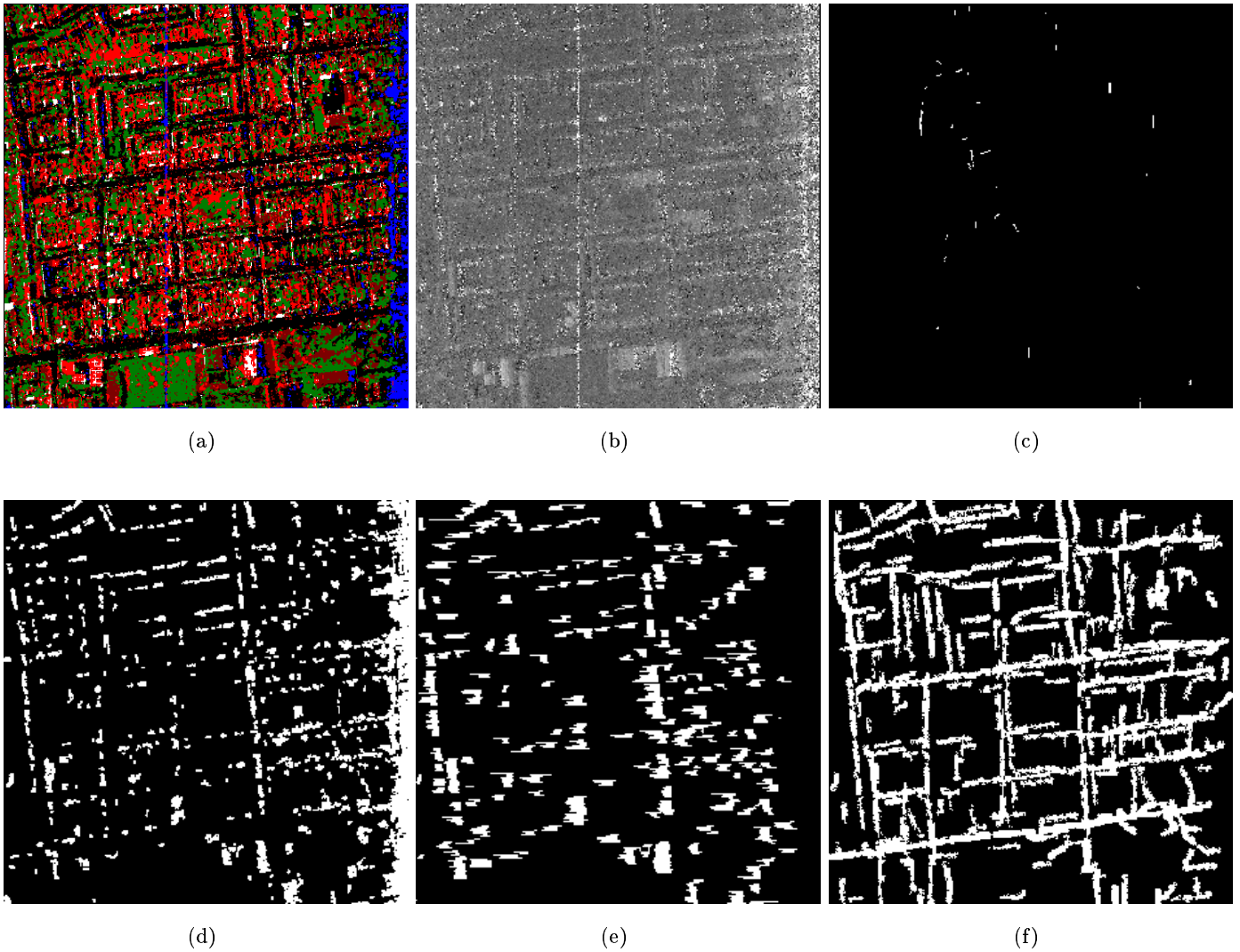
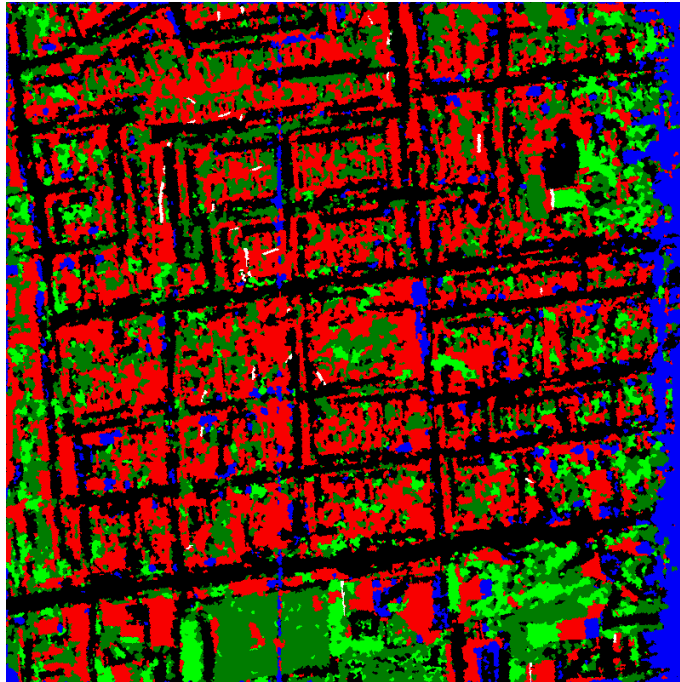
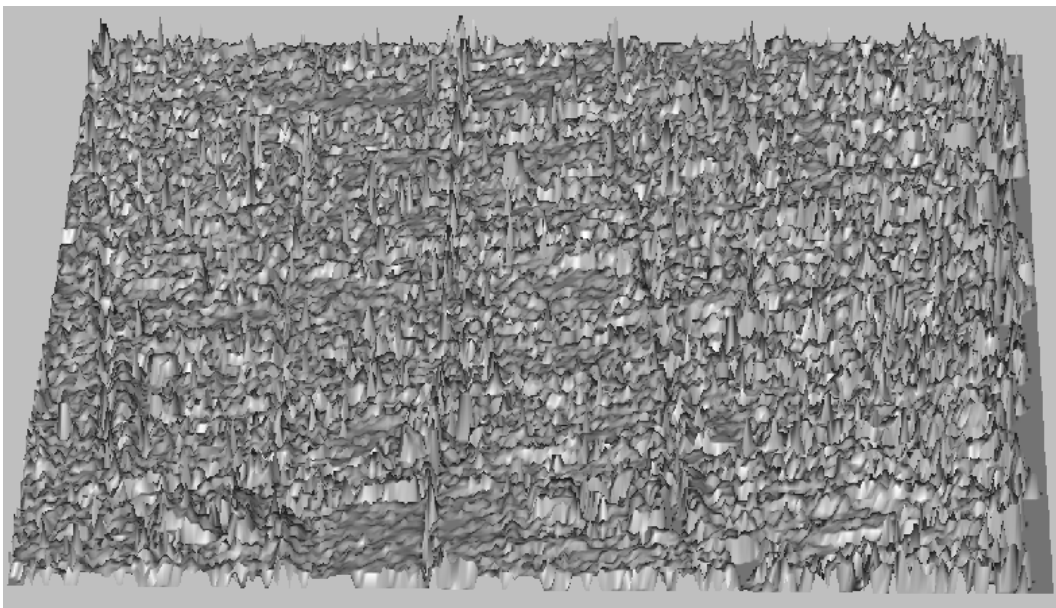


FIG. 7.8 : Résultats des six détecteurs sur le quartier Cheminot. La résolution initiale est utilisée. Les images 6-vues sont sur-échantillonnées.
(a) classification, (b) interférogramme filtré, (c) : coins réflecteurs, (d) : ombres, (e) : bâtiments d'après les ombres, (f) : routes.



(a)



(b)

FIG. 7.9 : *Vue 3D du MNS (b) et classification correspondante (a) estimé en fusionnant les informations des différents réflecteurs sur le quartier Cheminot. (b) : MNS en 3D, les niveaux de gris représentent la hauteur.*

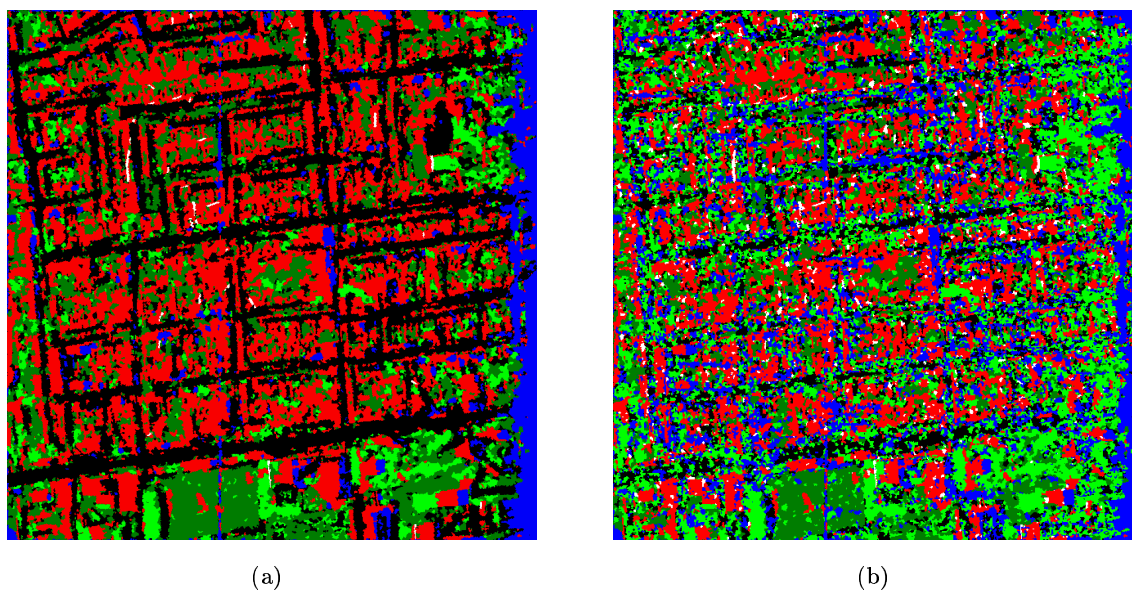


FIG. 7.10 : Amélioration par la comparaison avec le MNT : (a) classification issue de la fusion, (b) classification après amélioration.

Les résultats ne sont pas assez fiables pour être vraiment améliorés par la dernière étape de la chaîne (Figure 7.10). Le résultat final reste très confus sur la zone centrale de l'image et la qualité du MNS ne peut pas évoluer.

7.1.3 Zone industrielle

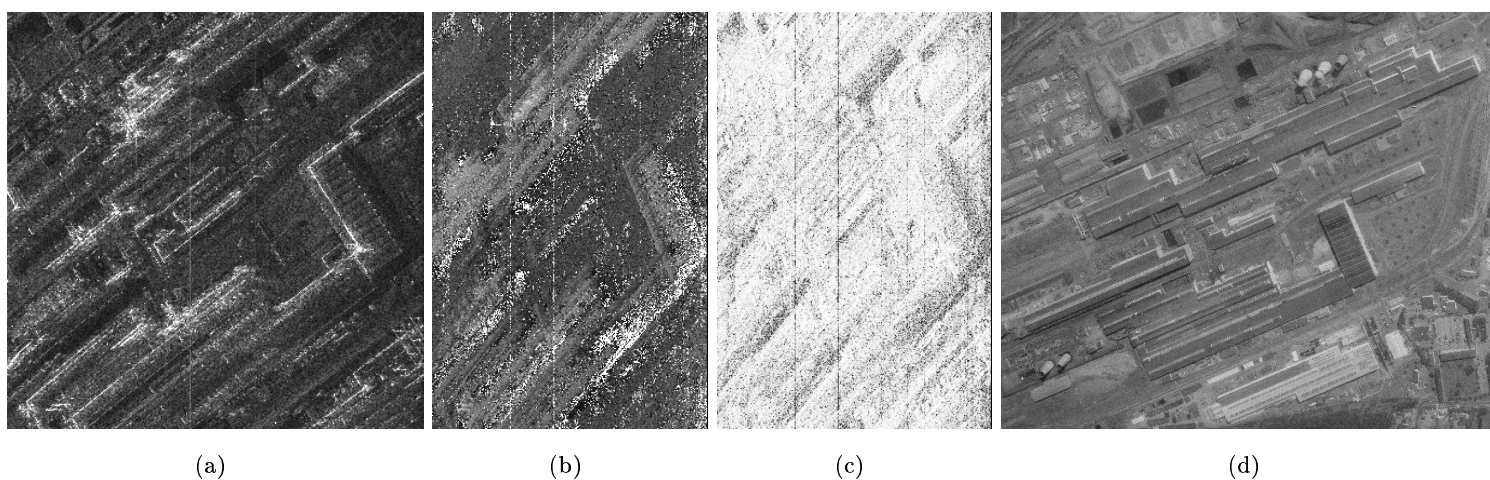


FIG. 7.11 : Amplitude mono-vue (a), interférogramme 6-vues (b), cohérence 6-vues (c) et image optique (IGN©) (d) sur le quartier 810. Ce sont les trois entrées de la chaîne de reconstruction

La zone industrielle est très différente des deux quartiers précédents. Elle est constituée de grands bâtiments de hauteur variable au sein du même toit, les murs sont souvent métalliques entraînant

de fortes réflexions. Les entrées sont présentées à la Figure 7.11. L'image d'amplitude est difficile à interpréter en raison de nombreux forts réflecteurs.

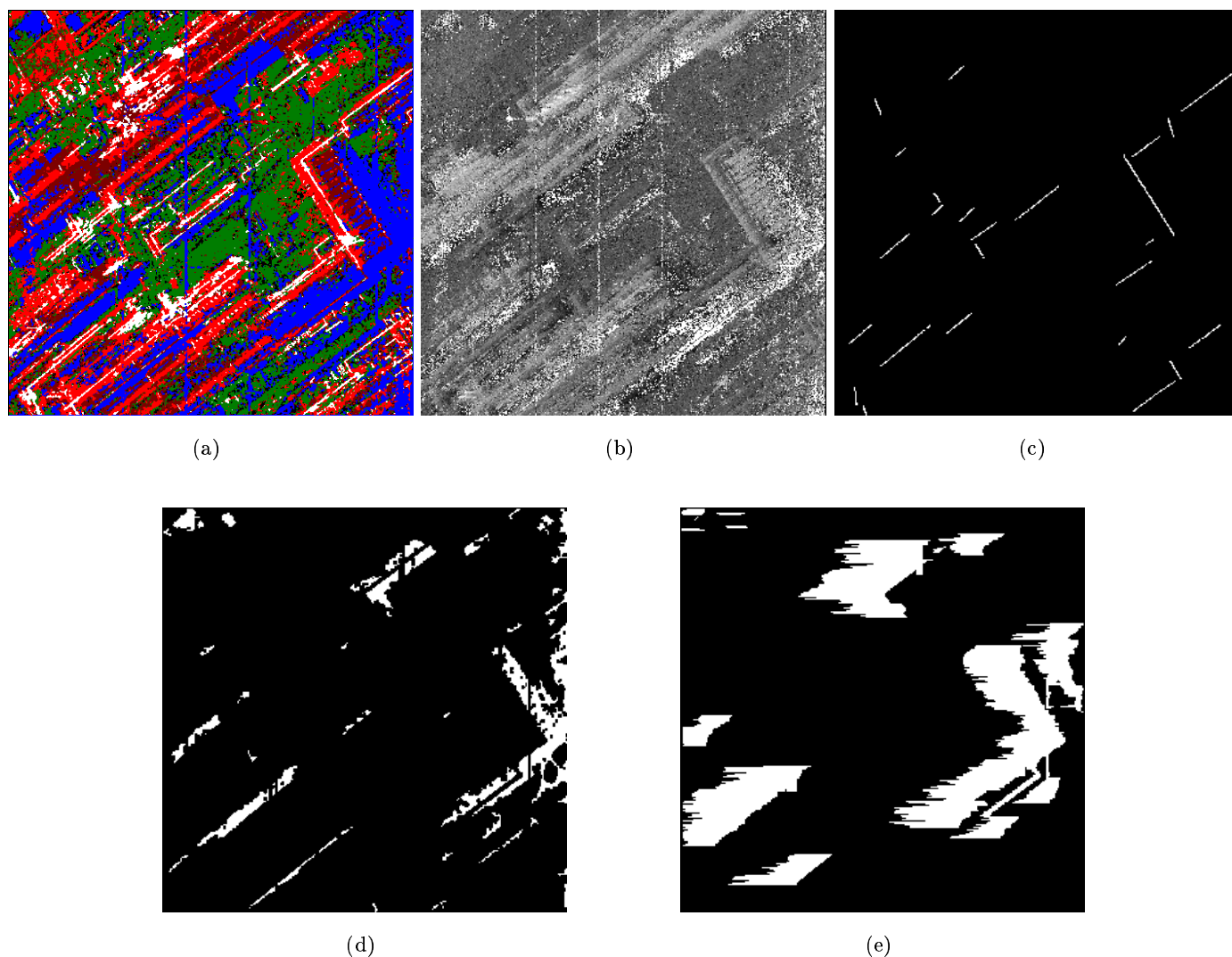
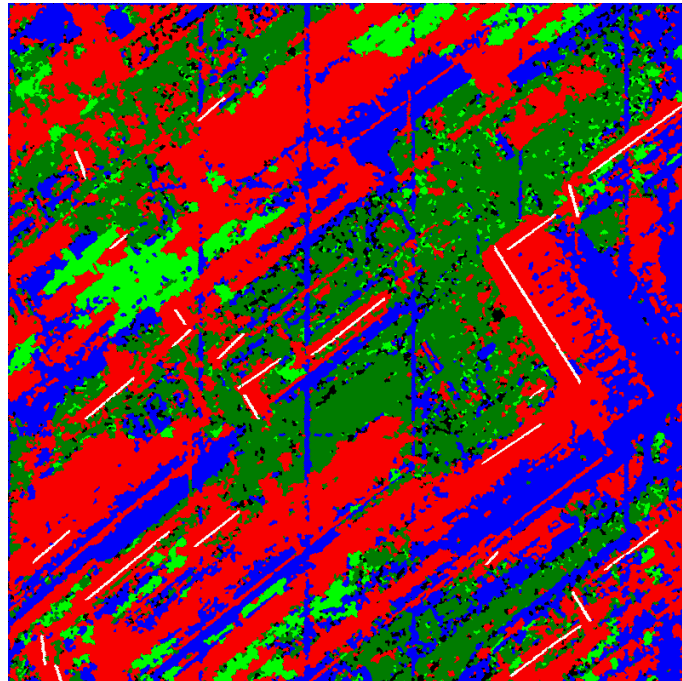


FIG. 7.12 : Résultats des six détecteurs sur le quartier 810. La résolution initiale est utilisée. Les images 6-vues sont sur-échantillonnées.

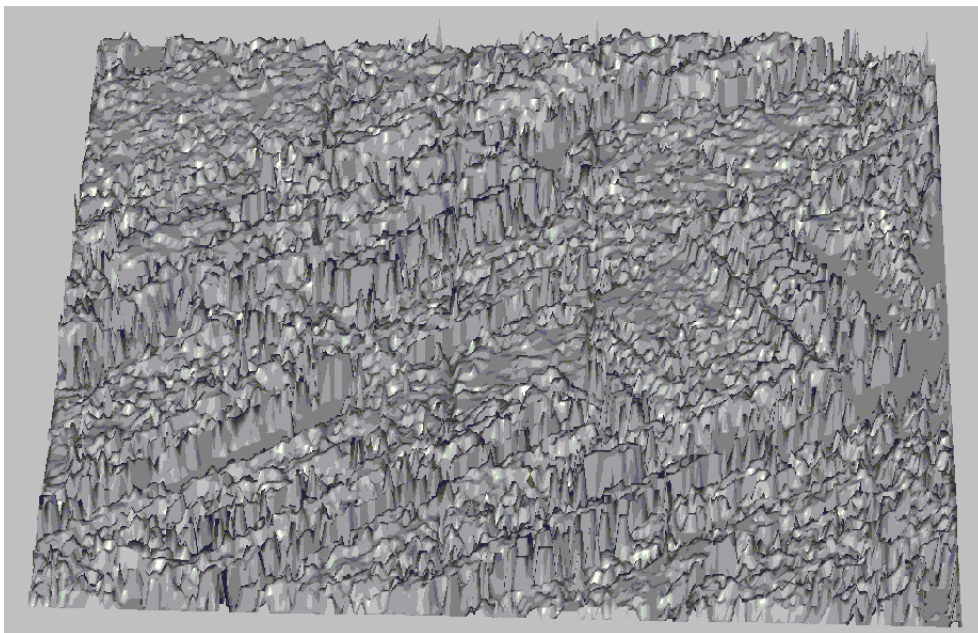
(a) classification, (b) interférogramme filtré, (c) : coins réflecteurs, (d) : ombres, (e) : bâtiments d'après les ombres. Le détecteur "routes" n'a pas été appliqué parce qu'il n'y a pas de routes dans cette zone.

Les détecteurs sont assez précis dans l'ensemble (Figure 7.12) et laissent espérer une bonne reconstruction 3D. La détection des ombres est un peu décevante tout de même et, en conséquence, le calcul des bâtiments à partir des ombres est très partiel. Il n'y a pas de détection de routes sur cette image car il n'y a pas vraiment de réseau routier dans cette zone.

Finalement, le MNS est très bruité car il y a plusieurs ombres, en particulier sur les toits des bâtiments, qui sont ignorées. On le voit à la présence de nombreux pics dans le MNS. Sinon la comparaison entre les hauteurs estimées sur les bâtiments et la hauteur donnée par la BD Topo montre que le MNS reste précis. Le problème vient plus de la classification : des zones d'ombres sont oubliées et des zones d'arbres sont ajoutées. La classe *arbre* est très présente car la détection des bâtiments à partir des



(a)



(b)

FIG. 7.13 : *Vue 3D du MNS estimé (b) en fusionnant les informations des différents réflecteurs sur le quartier 810 et classification correspondante (a). (b) : MNS en 3D, les niveaux de gris représentent la hauteur.*

ombres est partielle et plusieurs toits sont classés en bâtiment sombre dans la classification. La fusion décide alors de les passer en arbres. Pour empêcher cela, il faudrait modifier les termes d'énergies pour pénaliser la classe *arbre* qui n'est pas présente sur cette zone. Mais nous avons décidé d'utiliser un unique jeu de paramètres sur les trois zones pour mieux mesurer la robustesse de l'algorithme. Cela nous permet ici de mettre en évidence l'importance de la détection des ombres, qui, si elle est mal réalisée, introduit des erreurs dans le détecteur de bâtiments.

Les contours des objets sont bien estimés mais c'est la classification qui limite la qualité finale du MNS.

Notons aussi que si on fait abstraction des zones bruitées dues aux ombres, le MNS est fidèle à la scène et donne même beaucoup de détails sur la structure du toit. Les arches du bâtiment à droite de l'image apparaissent clairement.

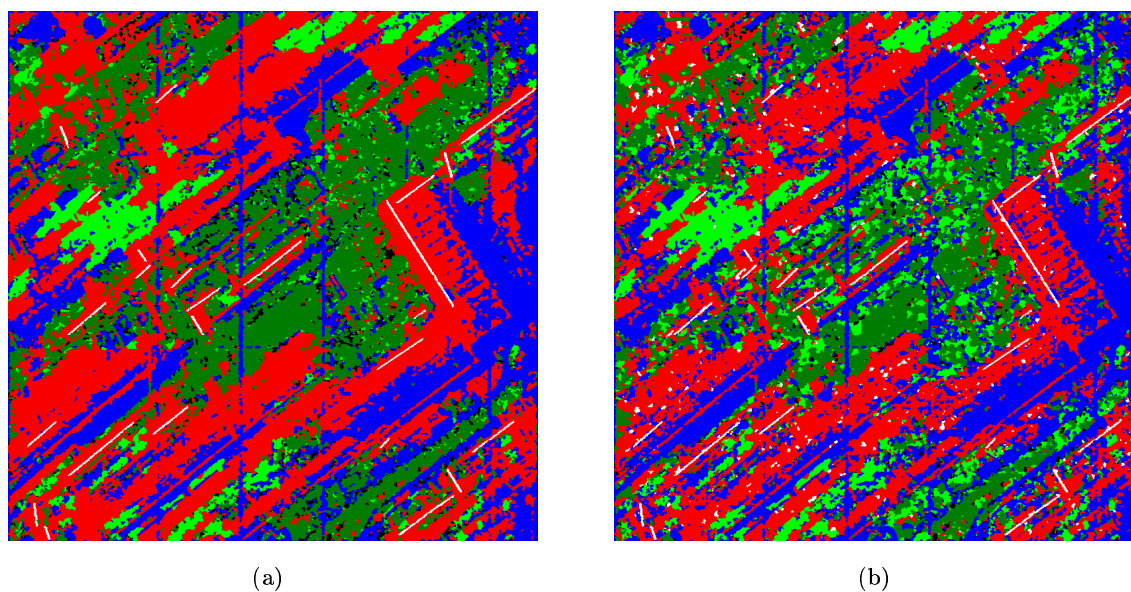


FIG. 7.14 : Amélioration par la comparaison avec le MNT : (a) classification issue de la fusion, (b) classification après amélioration.

La dernière étape illustrée à la Figure 7.14 ne permet pas de corriger toutes les erreurs de classes. En effet, les zones classées comme végétation ne comportent pas beaucoup de zones de recouvrement (la discontinuité n'est pas assez marquée à cause d'ombres mal détectées qui bruitent la hauteur). De plus on autorise de conserver la classe arbre pour des objets de petites tailles. Pour cette zone, la solution est de modifier tous les paramètres pour ne pas autoriser de classe arbre. Avec cette connaissance a priori, les résultats seraient bien meilleurs mais cela exige une intervention supplémentaire de l'utilisateur. Une autre solution est de reconstruire les bâtiments comme un ensemble de rectangles. Mais certains bâtiments industriels ont des formes très complexes (surtout à cause des zones d'ombre qui divisent le toit en plusieurs parties) et la modélisation par les rectangles n'est pas suffisante.

7.1.4 Validation des hauteurs

La BD Topo de l'IGN nous sert de vérité terrain sur Dunkerque. Nous avons comparé les hauteurs estimées par la chaîne de reconstruction 3D sur plusieurs bâtiments du quartier Bayard avec la hauteur réelle de manière plus systématique qu'au Paragraphe 7.1.1. La Figure 7.15 présente la comparaison des hauteurs. La résolution altimétrique des images étant faible, un écart de deux mètres est de l'ordre du bruit ! Les résultats obtenus sont donc très proches de la réalité terrain.

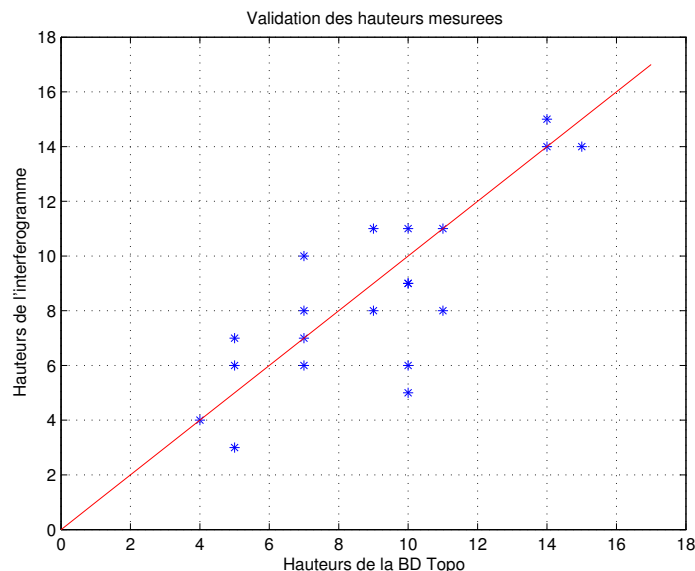


FIG. 7.15 : Comparaison de la hauteur estimée à partir de l'interférogramme (en ordonnées et en mètres) avec la hauteur de la BD Topo© (en abscisses et en mètres) sur dix-neuf bâtiments. L'écart avec la droite $y=x$ est relativement faible devant le bruit de l'interférogramme ce qui prouve une bonne adéquation entre la réalité et l'estimation. La comparaison a été faite sur le quartier Bayard.

La comparaison est faite manuellement. En effet, nous ne disposons pas de suffisamment de paramètres pour géoréférencer nos images et les superposer avec la vérité terrain. C'est une limite importante à la validation de la méthode. Un recalage entre les deux images ne donne pas un résultat suffisamment précis pour être utilisé.

La comparaison manuelle montre quand même que si le bâtiment est bien identifié en tant que tel, l'estimation de sa hauteur est précise.

7.2 Critiques de la méthode

7.2.1 Limites et avantages de la chaîne

7.2.1.1 Algorithmes

L'algorithme d'optimisation conjointe de la classe et de la hauteur est robuste : de légers changements dans la définition de l'énergie n'affectent pas le résultat final. En effet, des résultats similaires sont obtenus sur les trois zones avec exactement les mêmes paramètres et fonctions d'énergie pour la fusion. Pour avoir de meilleurs résultats, il faudrait adapter les paramètres à la zone, surtout pour la zone industrielle qui ne contient pas d'arbres.

Les problèmes de robustesse se situent plus au niveau des détecteurs, en particulier de la détection des

ombres et des coins réflecteurs qui mettent en jeu des paramètres à régler par l'utilisateur. Mais l'algorithme d'optimisation est indépendant des détecteurs et il est donc très facile de modifier l'un d'eux pour améliorer le résultat final. Le détecteur des bâtiments à partir des ombres dépend beaucoup de la carte des ombres. Il est donc indispensable de rendre plus robuste le détecteur d'ombres.

Il est également nécessaire d'améliorer la détection des arbres. Nous n'avons pas réussi à construire un détecteur efficace à partir de l'amplitude et la cohérence en considérant des critères statistiques et de corrélation. Les zones qui sont mal classées ont, en effet, des propriétés très proches. Un détecteur fondé sur des contraintes contextuelles et de formes serait plus adapté et pourrait apporter une bonne information sur la végétation.

La chaîne comporte donc plusieurs limites :

- elle est semi-automatique et certains détecteurs (coins réflecteurs, bâtiments d'après les ombres) ont plusieurs paramètres à régler qui dépendent des zones,
- certains détecteurs pourraient être plus performants (coins réflecteurs, ombres),
- l'approche par objets n'est pas trop développée, la forme devrait être plus prise en compte.

La géométrie stochastique est une réponse possible à ce dernier point [Quartulli et Dactu, 2003].

Les résultats obtenus peuvent sembler moins bons que ceux présentés par Soergel et al. [Soergel et al., 2003b] car nous n'avons introduit aucune contrainte sur la forme. Mais nous n'avons utilisé qu'un seul couple interférométrique ce qui réduit considérablement le nombre d'informations. De plus, ils ne présentent des résultats que sur une petite zone. La complexité de leur chaîne est au moins aussi grande que la notre, ce qui laisse sous-entendre que l'extraction de MNS à partir d'interférogrammes en milieu urbain est forcément complexe.

7.2.1.2 Approximation des contours des bâtiments

Les contours des bâtiments viennent directement des graphes de régions. Il n'y a pas d'approximation par des formes géométriques. En effet, les bâtiments sont généralement polygonaux voire circulaires. Il serait donc possible de "lisser" leur contour pour tendre vers des formes plus géométriques. Dans [Tison et al., 2004b] et en Annexe E.4, nous proposons une méthode pour calculer la meilleure forme polygonale approximante. L'algorithme de contours actifs est inspiré du CASP [Réfrégier et al., 1997, Chesnaud et al., 1999].

La Figure 7.16 présente les résultats de l'estimation des formes des bâtiments et du MNS qui en découle. Dans ce cas, les zones de recouvrement sont identifiées, grâce au coin réflecteur, et la hauteur est estimée sur la partie non recouverte du toit. Une unique valeur est donnée pour chaque bâtiment. Les résultats sont bons pour les bâtiments qui étaient bien classés et hauts. Par contre, dans le cas des bâtiments mal identifiés, le résultat n'a pas d'intérêt parce que le polygone ne représente plus le bâtiment réel.

Il n'est pas sûr qu'il soit toujours plus profitable d'approximer la forme des bâtiments. Selon les applications, le résultat par régions peut être plus intéressant. Pour des formes simples, les polygones simplifient bien la solution mais si le bâtiment est morcelé à cause de nombreuses zones d'ombre ou d'une mauvaise détection initiale (cas de la zone industrielle), le polygone estimé n'a aucun sens et est bien plus mauvais que la forme initiale donnée par les régions.

Par contre, l'avantage des polygones est que le bâtiment est clairement identifié. La zone de recouvrement est alors calculée et on peut fournir une unique hauteur pour l'ensemble du bâtiment. Avec l'approche région, nous proposons plutôt de garder une hauteur par région ; cela a l'avantage de garder les différentes hauteurs d'un même toit.

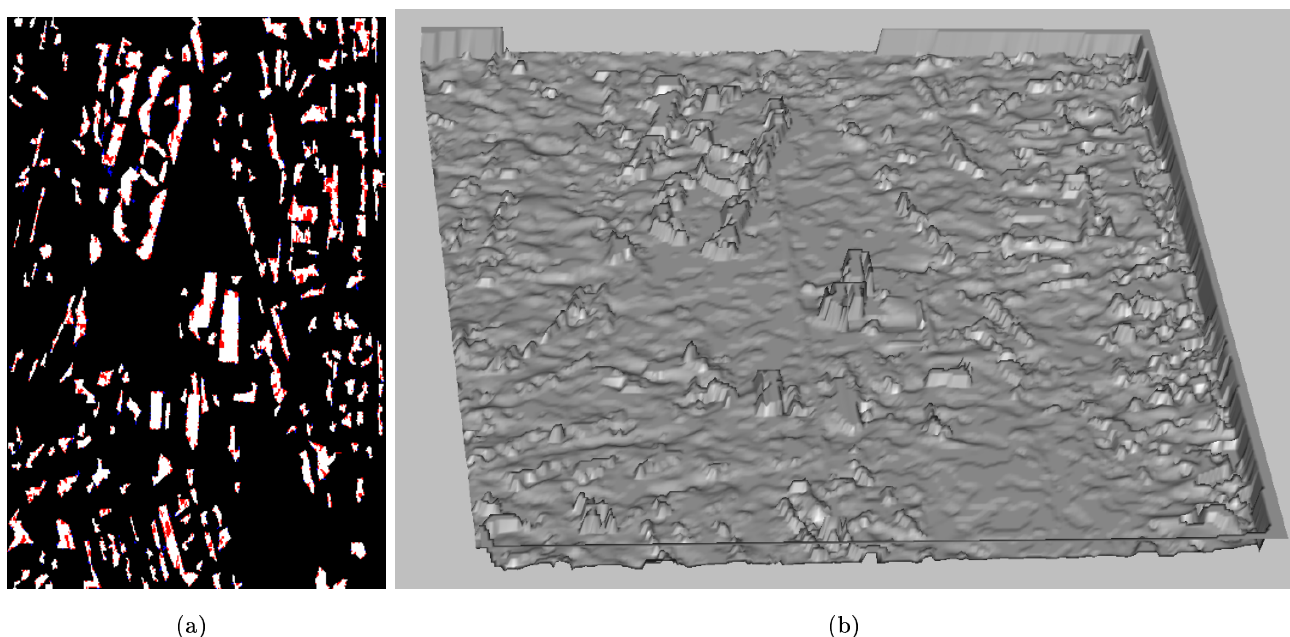


FIG. 7.16 : Résultats de l'approximation des formes par le CASP sur le quartier Bayard. (a) : formes polygonales (bleu = forme initiale du bâtiment abandonnée lors du CASP, rouge = pixels rajoutés dans le polygone, blanc+rouge = forme du bâtiment final). (b) : MNS estimé à partir des polygones réguliers.

Pour l'estimation de la hauteur, les toits des bâtiments polygonaux sont approximatés par un plan horizontal. S'il y a un coin réflecteur alors la zone de recouvrement est délimitée et elle n'est pas prise en compte pour le calcul de la hauteur moyenne. Dans l'ensemble les résultats sont précis mais la hauteur des bâtiments bas est sous-estimée et ils n'apparaissent plus dans le MNS.

7.2.2 Limites des images

Les résolutions spatiales et altimétriques des images sont les deux critères limitatifs provenant des images. On retrouve les limites énoncées au Chapitre 2. Le quartier Cheminot illustre particulièrement bien le problème : le quartier est constitué de maisons individuelles de un ou deux étages et de jardins privatifs entourés de mur en béton (Figure 7.17). Sur les images radar, les contours sont très difficiles à délimiter visuellement et la hauteur est trop faible pour apparaître clairement. L'interférogramme ne fait ressortir que les bâtiments les plus hauts. Le MNS obtenu sur cette zone est inutilisable à part sur quelques bâtiments isolés. La satisfaction est que l'algorithme fonctionne sur les bâtiments suffisamment larges et hauts quel que soit leur environnement.

La comparaison des hauteurs estimées et des hauteurs issues de la BDTopo© montre également un Δh dû à la faible précision altimétrique. On peut penser que si la chaîne est appliquée sur un jeu de données de meilleures résolutions, les résultats seront plus précis. Nous n'avons malheureusement pas pu faire le test.

De plus, les zones d'ombre et de recouvrement qui sont les conséquences de la géométrie radar, enlèvent de l'information sur de nombreux pixels. Ceci est inhérent aux images radar et on s'aperçoit que la mauvaise identification des ombres bruite le MNS et perturbe sa visualisation. L'ajout d'images acquises selon des traces complémentaires s'avère alors indispensables.



FIG. 7.17 : Photo d'une rue typique (rue Victor Hugo) du quartier Cheminot.

7.2.3 Limites et potentiels de l'interférométrie en milieu urbain

L'étude des résultats permet de répondre en grande partie à la question initiale : est-ce possible de calculer un MNS en milieu urbain à partir d'un seul couple interférométrique à haute résolution ? Elle prouve que c'est globalement possible, certes au prix d'un ensemble de traitements assez lourds mais la stéréoscopie optique en milieu urbain est également compliquée. L'interférométrie radar présente plusieurs avantages et inconvénients que nous listons ici.

Les inconvénients :

- L'altitude d'ambiguïté est très limitative sur la qualité du MNS. En satellitaire, il est possible de jouer sur la base du couple choisi en privilégiant certaines orbites. En aéroporté, la base est fixée par des contraintes technologiques et l'altitude d'ambiguïté ne dépend pas de la zone à traiter. En effet, elle ne peut pas être ajustée au type de scène (l'interférométrie sur New York ou Meknès ne demande idéalement pas la même altitude d'ambiguïté !). Le mode ping-pong a permis de diviser d'un facteur 2 l'altitude d'ambiguïté [Dupuis et Dubois-Fernandez, 2004].
- La géométrie radar induit des zones de recouvrement et d'ombre dont il n'est pas possible de s'affranchir en mono-trace. Il y a donc un grand nombre de zones (surtout en milieu urbain) où il n'y a pas d'information.
- La chaîne de traitement est longue et complexe. C'est aussi le cas de la solution la plus aboutie proposée dans la littérature [Soergel et al., 2003a].
- Nous n'avons pas du tout traité le problème du géoréférencement qui rajouterait une étape supplémentaire. En raison des incertitudes sur l'estimation de la hauteur et sur les paramètres du capteur, la projection du MNS au sol n'est pas parfaite : les zones de recouvrement ne disparaissent pas complètement (normalement elles sont cachées par l'autre partie du toit).

Les avantages :

- La hauteur est calculable en un grand nombre de points. Sur les toits des bâtiments, la majorité des pixels donne une information sur le toit. Les détails de la forme du toit sont visibles dans le MNS.
- Il est possible d'avoir plusieurs niveaux d'analyse de l'interférogramme. Plus on veut un résultat précis, plus il y a de traitements à faire. Mais ces traitements sont moins au niveau de l'estimation de la hauteur que de l'identification des objets. Si seule la hauteur est importante et que les contours peuvent être approximatifs, on peut rapidement avoir un résultat exploitable.
- Les images radar, et donc les interférogrammes, sont des images tout temps : donc il est toujours possible d'avoir un MNS quelle que soit la localisation géographique du pays et l'heure

d'acquisition.

- La chaîne proposée n'est pas limitée par la taille de la zone. C'est juste une question de temps de calcul...
- Les résultats sont positifs dans l'ensemble car on a une bonne précision sur les bâtiments en accord avec la résolution des images. Les résultats pourraient être améliorés en continuant la chaîne. Le travail se fait au niveau des objets (contours, identification).

7.2.4 Comparaison avec la radargrammétrie

La radargrammétrie est l'autre méthode souvent utilisée en radar pour calculer des modèles 3D. Quand la base entre les deux capteurs devient trop grande pour l'interférométrie, elle est alors adaptée à la radargrammétrie. La radargrammétrie peut atteindre une bonne précision sur l'estimation des hauteurs mais elle est limitée par le recalage entre les deux images. La hauteur ne peut être estimée que sur les points qui sont appareillés dans les deux images.

Dans ses travaux de thèse, Simonetto [Simonetto, 2002] a étudié le comportement de la radargrammétrie en milieu industriel à partir d'images RAMSES sur Dunkerque. Elle présente également des résultats sur la même zone industrielle que nous. Il est donc intéressant de comparer.

Sa chaîne échoue sur les bâtiments de petites tailles, fonctionne à 50% sur les bâtiments de taille moyenne et à quasi 100 % sur les grands bâtiments. L'estimation de la hauteur sur les bâtiments est très précise. La forme des bâtiments est limitée à des rectangles. Il manque une grosse partie du bâtiment central de notre image. Les résultats sont donc très différents des nôtres. Seulement une partie des bâtiments est reconstruite alors que nous les reconstruisons tous mais certains sont mal classés. En radargrammétrie, les bâtiments reconstruits le sont très bien. Par contre on perd les détails des toits car il n'y a pas de points pour appareiller sur les toits la plupart du temps.

L'interférométrie et la radargrammétrie apparaissent plus comme des méthodes complémentaires que concurrentes comme le suggère Schubert [Schubert, 2004] dans sa thèse.

La critique de la chaîne est reprise dans la conclusion générale de ce rapport. L'interférométrie radar y est également mise en perspective par rapport à l'imagerie optique.

Conclusion

Deux grandes parties constituent ce travail : l'étude du signal RSO et InRSO à haute résolution en milieu urbain (Partie II) et la construction d'une chaîne de reconstruction 3D à partir d'un seul couple interférométrique (Partie III). Nous reprenons ici les conclusions de ces deux parties et proposons d'une part, une critique de l'interférométrie ainsi que d'autre part, des axes de recherche à développer pour améliorer ou compléter les résultats.

Haute résolution et milieu urbain

Le passage de la basse résolution à la haute résolution n'est pas transparent pour les traitements d'images RSO. La première raison évidente est que les objectifs des traitements changent puisque les images donnent accès à des objets différents. Ensuite, les propriétés des images changent : les textures sont modifiées, les phénomènes électromagnétiques de réflexions multiples ne peuvent plus être ignorés. Nous avons proposé trois niveaux d'analyse du signal RSO pour comprendre son contenu : les simulations électromagnétiques, le découpage en sous-vues et les statistiques.

Pour les simulations, nous avons repris, sans modification, le modèle de Franceschetti et al. [Franceschetti et al., 2002] ce qui nous a permis de faire une comparaison originale entre les simulations, les images réelles et la vérité terrain (Chapitre 3). Le rôle du coin mur/sol, qui concentre les doubles réflexions et a une signature très élevée en amplitude dans beaucoup de cas, a été mis en avant. Cependant le modèle électromagnétique a de nombreuses limites : les conditions de validité sont très strictes et ne correspondent pas toujours à la réalité des images aéroportées, les paramètres de la rugosité du sol ont été fixés de manière trop empirique dans notre étude et le trajet des ondes qui sont réfléchies deux fois est à recalculer.

La simulation électromagnétique est un très bon outil pour valider les hypothèses sur les mécanismes de rétrodiffusion. Mais le modèle proposé comporte encore trop de limites pour l'utiliser de manière systématique. Il faudrait donc le reprendre en essayant de l'étendre pour englober plus de conditions de validité. Des mesures de profils sur des surfaces sont également nécessaires pour construire une véritable base de données de surfaces et avoir des paramètres fiables.

Notons également que la vérité terrain a été indispensable pour lever des ambiguïtés dans les images. En particulier, la confusion entre les toits pentus et les coins réflecteurs est vite faite sur les petits bâtiments. Dans ce cas, la phase interférométrique ne permet pas de conclure car la différence de hauteur est dans le niveau du bruit. Grâce à la vérité terrain, des erreurs d'interprétation ont pu être évitées et nous avons porté plus d'attention à des objets que nous aurions pu ignorer au premier abord.

Le découpage en sous-vues (Chapitre 4) complète les simulations électromagnétiques avec une approche à l'échelle de l'image et non plus à l'échelle de la cellule de résolution. Nous avons proposé une méthode d'extraction automatique des points stables (c'est-à-dire qui sont visibles dans toutes les sous-vues) et des points instables (c'est-à-dire qui ne sont visibles que dans certaines sous-vues). Les réflexions spéculaires sont ainsi discriminées des réfractions sur sol rugueux. La carte des points stables a été utilisée en interférométrie pour améliorer l'estimation de la hauteur sur les coins réflecteurs.

Enfin le dernier niveau d'analyse est plus large car il s'agit cette fois de caractériser les statistiques des surfaces. La modélisation des textures en imagerie RSO est un pré-requis à de nombreux traitements en raison du bruit très particulier de ces images, le chatoiement. Il n'est pas possible d'appliquer les algorithmes développés pour les images optiques directement sur les images RSO, surtout en mono-vue.

A haute résolution et, a fortiori, en milieu urbain, les histogrammes évoluent vers des formes qui acceptent plus de points brillants (queue lourde). Les modèles classiques sont en défaut. Nous avons montré que le modèle des lois de Fisher, introduit par Nicolas [Nicolas, 2002a] répond particulièrement bien à la modélisation des milieux urbains (Chapitre 5). Il a une grande souplesse (venant de ses limites, les lois Gamma et les lois de Gamma Inverse) qui lui permet de représenter tous les types de surfaces du milieu urbain. Le modèle statistique qui lui est associé via la transformée de Mellin offre également une méthode d'estimation qui est très robuste [Nicolas et al., 2004]. Il manque cependant une métrique dans l'espace des paramètres et dans l'espace des distributions qui permettrait de comparer les lois entre elles.

A l'issue de ces trois études, les réponses des bâtiments sont mieux appréhendées : elles sont généralement constituées, dans les cas les plus simples, d'un coin réflecteur de forte amplitude et de phase interférométrique proche du sol et d'une ombre. Les textures de tous les éléments de la scène sont modélisables par un modèle statistique, à partir duquel il est donc possible de classer la scène.

Chaîne 3D

Une reconstruction mentale du modèle 3D passe d'abord par l'identification des bâtiments, des routes, etc. grâce aux textures qui sont différentes d'une zone à l'autre et à des réponses typiques comme les coins réflecteurs. Ensuite nous déduisons la hauteur à partir de l'interférogramme en faisant une moyenne sur les zones que nous avons identifiées au préalable. Notre chaîne algorithmique (Chapitre 6) reprend cette démarche en s'appuyant sur l'étude précédente du signal RSO. Plusieurs détecteurs (classification à partir des textures, carte des routes, carte des ombres, bâtiments calculés à partir des ombres, carte des coins réflecteurs) sont fusionnés par un champ de Markov défini sur un graphe de régions afin d'optimiser conjointement une classification et un MNS. En effet, la hauteur et la classe ne peuvent pas être définies de façon totalement indépendante. Les voisinages entre régions sont conditionnés par les interactions entre les deux : les arbres sont plus hauts que la route qu'ils bordent, la pelouse est généralement au niveau de la route qu'elle jouxte, etc.

Les régions sont obtenues en superposant tous les détecteurs. L'approche par régions permet d'introduire des critères de taille et d'avoir une estimation sur la hauteur. Une telle approche pixel à pixel réduirait l'ensemble des informations disponibles. L'originalité de notre approche repose dans l'utilisation d'un unique couple interférométrique et sur l'optimisation jointe classe/hauteur sur des régions.

Après la fusion, une étape de validation est ajoutée. Le MNS estimé est projeté pour calculer les zones d'ombre et de recouvrement et elles sont comparées à la classification obtenue. Quelques contours de bâtiments sont corrigés, les coins réflecteurs sont ajoutés. Il est également possible de rajouter une polygonisation des contours des bâtiments suivi d'une estimation d'une unique hauteur sur un bâtiment. Cependant il n'est pas toujours avantageux de simplifier la forme des objets. Le résultat semble plus lisible car les petites zones sont supprimées et tout est plus régulier mais est-ce que pour autant, cela représente mieux la scène ? Les détails sont perdus et il y a en fait moins d'information. Sur les bâtiments compliqués, la polygonisation entraîne des erreurs ; dans ce cas, il est préférable de garder les contours initiaux.

Les MNS obtenus sont de bonne qualité malgré la faible précision altimétrique initiale du jeu de données. Une grande limite est la résolution des images qui empêche de reconstruire les quartiers pavillonnaires. Il faudrait ajouter un module de reconnaissance automatique de ces zones afin de

ne pas tenter de reconstruire des régions qui sont vouées à l'échec. Une seconde limite de la chaîne est l'absence d'utilisation de la forme pour l'identification des classes. Or la forme des objets est un critère déterminant pour différencier les bâtiments de la végétation. La confusion entre arbres et bâtiments est importante. Nous n'avons trouvé aucun critère sur l'interférogramme, l'amplitude ou la cohérence qui discrimine véritablement les toits des arbres. Les statistiques au premier et second ordre en amplitude sont similaires quand la classification échoue. Il ne reste alors plus que la forme et son contexte qui sont d'ailleurs les critères que notre cerveau utilise. La géométrie stochastique [Quartulli et Dactu, 2003, Quartulli et Datcu, 2003, Lacoste, 2004] est une réponse pertinente à une contrainte sur la forme. Il serait possible de rajouter une étape de géométrie stochastique en initialisant avec le MNS et la classification estimés. Les bâtiments seraient un ensemble de rectangles de taille variée. Cette étape n'a pas été faite car elle reste très complexe mais c'est un axe très intéressant à développer dans le futur. Notons que dans le domaine de l'imagerie optique la forme des bâtiments n'est vraiment accessible de façon fiable qu'au prix de gros investissements [Taillandier, 2004].

La chaîne comporte des imperfections, surtout au niveau des détecteurs. Certains, en particulier la détection des ombres, doivent être améliorés dans le futur. Cette évolution se fera facilement dans la mesure où l'algorithme de fusion est indépendant du nombre et du contenu de ces entrées. Il suffit d'adapter les paramètres des fonctions d'énergie.

Un module de géoréférencement serait également à ajouter. Pour le moment, nous n'avons pas de données précises sur la position du capteur lors de l'acquisition. De plus, la projection au sol impose de connaître parfaitement l'altitude en chaque point. L'erreur sur l'estimation crée un décalage lors de la projection. La comparaison des empreintes des bâtiments au sol et des empreintes provenant d'une vérité terrain (par exemple la BD Topo de l'IGN) ne peut se faire de façon automatique et ne donne pas plus d'information que la comparaison en géométrie radar en raison des erreurs lors de la projection. Un problème corollaire du géoréférencement est le calcul du MNE (c'est-à-dire de l'élévation des objets par rapport au sol). Cela impose de retirer la hauteur du sol en tout point et donc de connaître parfaitement le MNT. C'est une étape difficile qui est souvent faite avec des points d'amer. Dans ce cas, il faut un géoréférencement parfait... Pour cette raison, nous n'avons pas proposé de calcul de MNE et sommes restés à l'étape du MNS.

Interférométrie et MNS urbain

L'analyse des résultats de la chaîne d'extraction de l'élévation a permis de mettre en avant le potentiel de l'interférométrie en milieu urbain. Les tests ont été faits sur trois quartiers différents (images RAMSES de 2048×2048 pixels correspondant à une surface de plus de 1 km^2) afin de confronter l'algorithme à un grand nombre de situations (Chapitre 7). Sous réserve que la résolution des images soit adaptée à la taille et à la hauteur des bâtiments à reconstruire, l'interférométrie apporte une information très précise sur l'élévation. Malgré les imprécisions sur la connaissance des paramètres du capteur (base, hauteur de l'avion), les hauteurs estimées sont très proches de la réalité. Vue la précision altimétrique des données, il n'est pas possible d'espérer mieux. Des détails dans les toits sont obtenus (quand on ne moyenne évidemment pas la hauteur sur toute la surface du toit) : les arches des grands bâtiments sont clairement visibles, les toits à plusieurs niveaux également. Nous n'avons pas essayé d'estimer les plans des toits en pente car les surfaces des maisons sont trop réduites pour avoir une bonne estimation. Mais c'est théoriquement possible et le modèle de [Soergel et al., 2003a] le prend d'ailleurs en compte.

L'interférogramme donne une estimation de hauteur quasiment en chaque pixel. Les zones de recouvrement et les zones d'ombre restent cependant sans information et il n'est pas possible de s'en affranchir avec une seule trace. En milieu urbain, les ombres peuvent entraîner une perte d'information qui peut être de 40 % sur les routes [Soergel et al., 2003b]. Dans ce cas, les courbes de niveaux du sol sont difficiles à obtenir et on perd la référence pour calculer la hauteur des bâtiments par rapport au

sol.

Un seul couple interférométrique donne donc une première estimation du MNS qui rend bien compte de la scène. L'identification des objets reste difficile. Pour avoir un meilleur résultat, il est indispensable d'enrichir les données d'entrée avec des images multi-traces ou multi-incidences. Avec deux traces perpendiculaires, le taux de sol reconstruit est augmenté et il est également possible de reconstruire les zones de recouvrement.

Améliorations futures

Les MNS reconstruits par interférométrie avec un seul couple interférométrique restent d'une qualité bien moindre que celle des MNS calculés par stéréoscopie optique, malgré les problèmes de recalage que peut rencontrer cette méthode. Si un utilisateur a le choix entre un MNS interférométrique et un MNS optique, il n'y a aucun doute sur le choix qu'il fera.

Par contre, la fusion de l'optique et du radar est une piste prometteuse. La fusion peut intervenir de deux manières différentes : soit entre un couple stéréoscopique optique et un couple interférométrique radar, soit entre une image optique et un couple interférométrique radar. A notre avis, le premier cas n'est pas le plus intéressant car il n'est pas sûr que les images radar arrivent à améliorer le recalage du couple stéréoscopique. En effet, il y a aussi des ombres en radar ! Par contre, la deuxième piste semble davantage répondre aux limites de l'interférométrie. Le problème avec un seul couple interférométrique est d'obtenir des contours précis des objets. Une fois que les contours sont bien détectés, la hauteur sera estimée convenablement (dans la limite de la résolution altimétrique des images). Or les contours sont plus faciles à détecter dans les images optiques : cette fusion joue vraiment sur les aspects complémentaires des deux images. De plus, l'image optique et l'image radar peuvent être à deux résolutions différentes. Il existe des satellites optiques à haute résolution (Spot 5, QuickBird, Ikonos par exemple) qui assurent une couverture régulière de la terre. Leur résolution est suffisante pour bien détecter les contours et les reporter dans l'image radar.

Le principe général apparaît très simple puisqu'il "suffit" de détecter les contours dans l'image optique puis de les projeter dans l'image radar et d'estimer la hauteur à partir de l'interférogramme sur les empreintes... En pratique, ce n'est pas si facile ! Toute la problématique de cette fusion repose sur le recalage entre imagerie radar et imagerie optique. La géométrie d'acquisition étant très différente, le recalage ne peut s'effectuer par corrélation locale. En milieu urbain, il faut s'appuyer sur des primitives des bâtiments (coins réflecteurs par exemple) pour recalibrer les deux images. Cette approche a commencé à être développée dans [Tupin et Roux, 2003] et elle est poursuivie actuellement par F. Tupin et M. Roux au Département TSI de Télécom Paris.

Le deuxième axe d'amélioration des MNS construits à partir des interférogrammes est la fusion de plusieurs couples interférométriques (multi-incidence et multi-traces) comme nous l'avons discuté précédemment. Les travaux de Soergel et al. [Soergel et al., 2003a] et Bolter [Bolter, 2000] jouent déjà sur ces informations multiples et prouvent que c'est un axe de recherche prometteur.

Enfin, en parallèle de ces méthodes de traitement des images, nous trouvons très intéressant de se pencher sur le problème des simulations pour construire un simulateur d'images radar en milieu urbain avec un plus large domaine d'application que celui que nous avons étudié. La comparaison des simulations avec les images réelles aide grandement à la compréhension des images. Pour l'instant, il semble difficile d'inverser les simulations pour remonter aux modèles car les paramètres sont très nombreux et cela ne semble pas être une transformation bijective. Mais il semble possible de valider une interprétation donnée par comparaison de la simulation avec l'image mesurée. Les simulations pourraient être intégrées à la reconstruction 3D lors d'une étape de validation du MNS estimé.

Annexe A

Analyse des artefacts des images Aerosensing

Les images Aerosensing sont très bruitées : environ 80% de l'image de phase est corrélée et les images d'amplitude sont entachées de forts sinus cardinaux. Des études [Petit et al., 2001b] ont certes montré des zones de corrélation de phase qui contredisent les statistiques de chatoiement pleinement développé. Mais ces zones sont toujours de taille restreinte et associées à des surfaces bien particulières (par exemple des wagons métalliques ou des rails).

Le bruit contenu dans les images Aerosensing ne peut être dû à un phénomène physique de surface et relève plus de la synthèse et de l'acquisition des images. Dans cette annexe, le signal de plusieurs images est étudié pour tenter de dégager des explications. La première piste est celle du chirp synthétique. En effet AeS-1 n'émet pas un signal de 400 MHz mais quatre signaux de 100 MHz en raison de contraintes technologiques (fréquence d'échantillonnage trop élevée, résistance des composants). La combinaison des quatre bandes pourrait être une source d'erreurs. Malheureusement peu de bibliographie est disponible sur le sujet. Citons tout de même les travaux de Cumming [Cumming et Guo, 1997b] et les travaux sur le mode ScanSAR de RADARSAT ([Albrecht, 2002] par exemple). Mais aucun ne relate des artefacts similaires.

Dans un premier temps, une étude visuelle des images est faite. Puis les spectres des SLC et des phases sont analysés et des filtrages sont testés. Pour finir deux hypothèses sont proposées pour comprendre le bruit sur le signal.

A.1 Analyse des images

A.1.1 Dans le domaine spatial

En comparaison avec les images RAMSES (Figure A.1), la phase des images Aerosensing est bien plus corrélée, contrairement à la théorie physique.

La corrélation est telle qu'il est aisé de suivre une ligne dans l'image de phase et ainsi orienter l'image. Cela suggère que les lignes ont été traitées indépendamment les unes des autres. Pourtant une périodicité de la phase est également visible en colonne (Figure A.2).

Une analyse plus fine de l'amplitude souligne la présence de nombreux lobes secondaires sur les zones de sol dont les motifs reprennent ceux de la phase (Figure A.3). La corrélation des phases serait donc due à un taux inhabituel de lobes secondaires. Mais pourquoi avons-nous autant de lobes ?

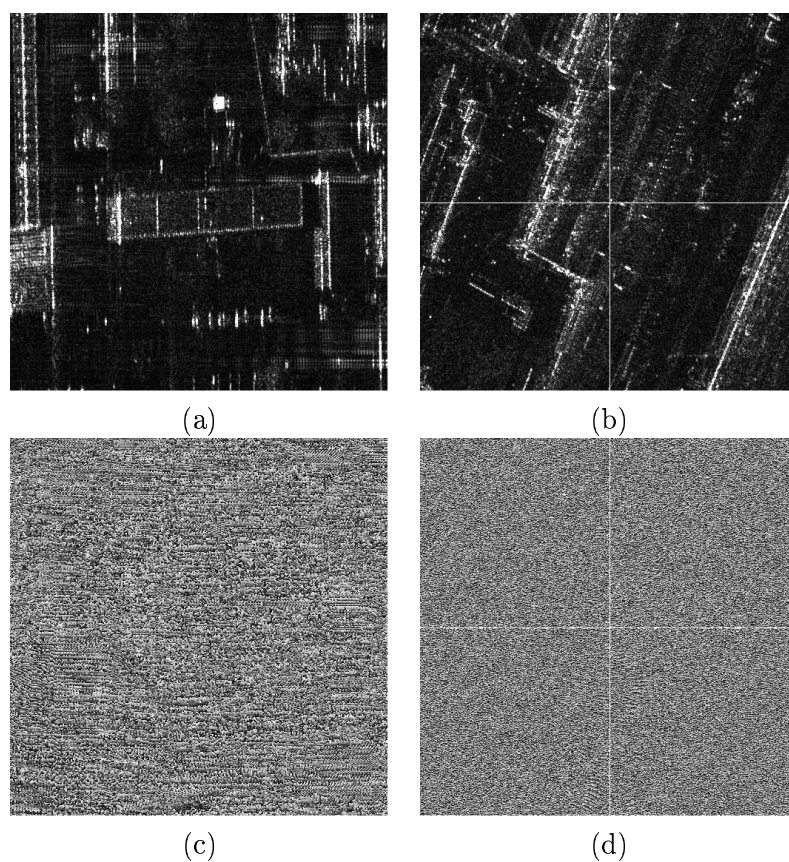


FIG. A.1 : *Comparaison de l'allure de la phase dans les images Aerosensing et RAMSES - (a) et (b) images d'amplitude, (c) et (d) images de phase correspondante; (a) et (c) image Aerosensing (zone du CNES), (b) et (d) image RAMSES -*

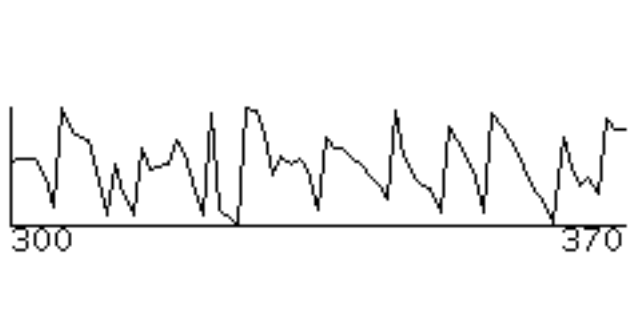


FIG. A.2 : *Extrait des pixels 300 à 370 d'une colonne dans l'image de phase (les ordonnées sont comprises entre 0 et 2π . - extrait Trace 1 Zone Prison -*

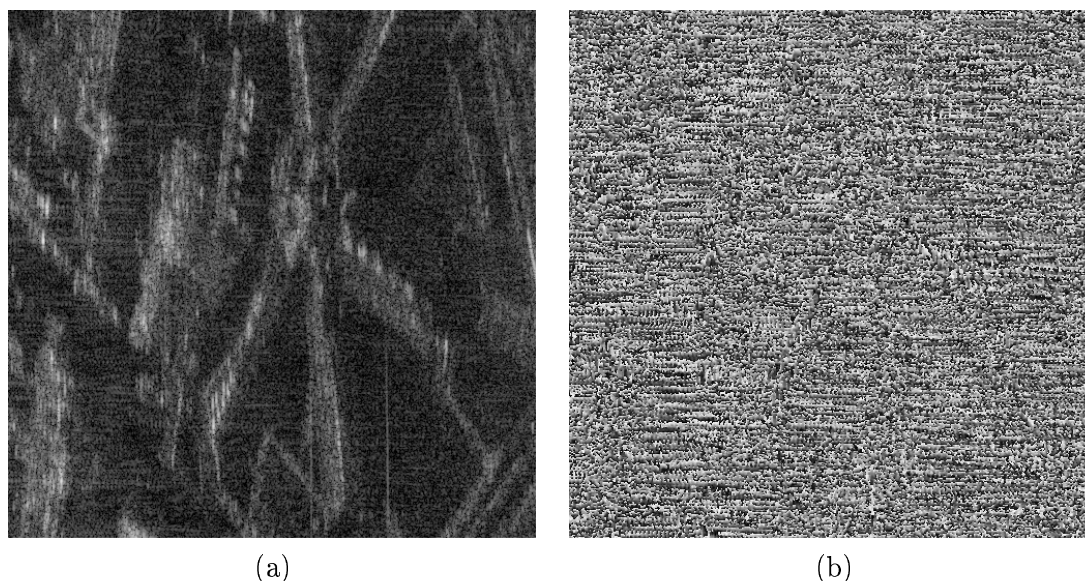


FIG. A.3 : *Correspondance des motifs de phase et d'amplitude - Zone prison St Michel*

Ces motifs sont quasiment toujours associés à des zones d'amplitude faible (à proximité de réflecteurs plus forts), au point que pour certaines zones, il est presque possible de suivre le contour des bâtiments en suivant les contours extérieurs des zones où la phase est striée. Ceci est un peu moins vrai dans les zones de végétation (Grand Rond). Peut-être que la synthèse du chirp rehausse les lobes secondaires ? Dans ce cas, le chirp doit avoir laissé des traces dans le signal radar et particulièrement dans le spectre.

A.1.2 Dans le domaine fréquentiel

Le spectre des images RAMSES est un spectre blanc pondéré (Figure A.4 (b)). Par contre, le spectre des images Aerosensing porte des traces nettes de la synthèse du chirp (Figure A.4 (a)) : il y a trois fréquences de coupures visibles. Les lignes de coupure sont légèrement incurvées pour les hautes fréquences azimutales. On peut craindre un traitement non uniforme sur les lignes dans la mesure où le capteur avance entre deux mesures des sous-bandes entraînant un léger changement de l'angle azimutal. Un traitement correctif a certainement dû être appliqué. **L'hypothèse simplificatrice d'un traitement monodimensionnel (ligne à ligne) est faite dans la suite.**

Un autre spectre intéressant à étudier est celui de la phase (en tant que signal réel). Ce paramètre semble directement perturbé par le chirp synthétique, donc son spectre doit en porter une trace. Cette hypothèse peut être vérifiée visuellement en comparant un spectre 2D issu d'une image Aerosensing à un spectre issu d'une image RAMSES (Figure A.5).

A.1.3 Conclusion

Les lobes secondaires sont rehaussés entraînant de fortes corrélations de la phase et une pollution des signaux de faible amplitude. La synthèse du chirp, qui apparaît nettement dans le spectre de la SLC et de la phase, pourrait être à l'origine de ce problème. Si le chirp synthétique est une sommation cohérente des quatre sous-bandes sur-échantillonnées, les perturbations peuvent être dues à une mauvaise continuité de la phase : les signaux des sous-bandes ne sont pas en phase, c'est-à-dire l'origine des phases est légèrement décalée d'un signal à l'autre.

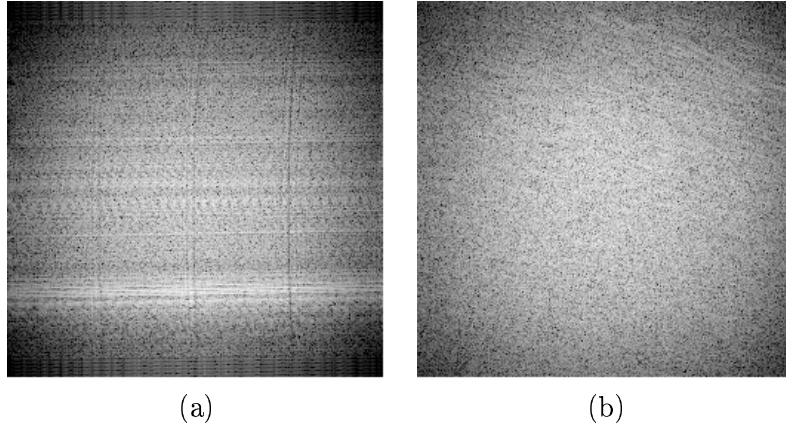


FIG. A.4 : *Comparaison de l'allure du spectre des images Aerosensing et RAMSES - (a) image Aerosensing (zone du CNES), (b) image RAMSES - Le spectre Aerosensing a trois lignes verticales correspondant aux fréquences de coupure du chirp synthétique, que n'a pas le spectre RAMSES.*

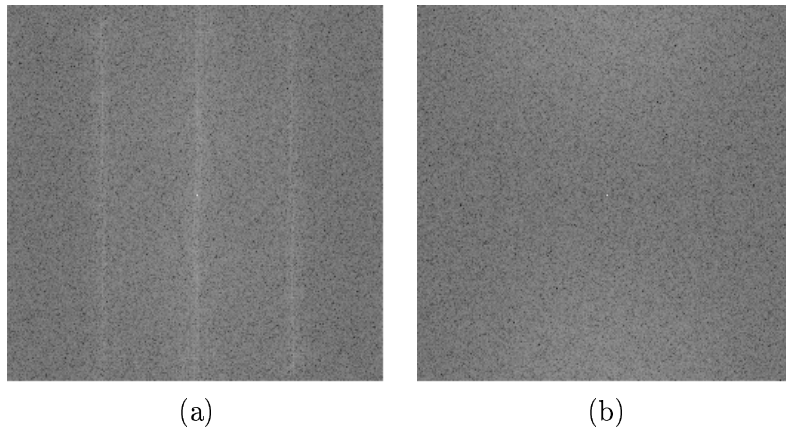


FIG. A.5 : *Comparaison de l'allure du spectre des images de phase Aerosensing et RAMSES - (a) image Aerosensing (zone du CNES), (b) image RAMSES -*

Les problèmes sur le bord des spectres des images pourraient être dus à un repliement du spectre. Mais nous n'avons pas suffisamment d'éléments pour conclure sur cette question.

A.2 Etude du spectre moyen en distance de la phase

A.2.1 Méthode

Le calcul du spectre moyen en distance est fait en deux étapes :

- FFT 1D sur chaque ligne de phase (signal réel),
- sommation de lignes tirées aléatoirement pour obtenir l'allure moyenne indépendante de la scène.

Le spectre moyen ne dépend alors que des caractéristiques intrinsèques de la phase et des traitements relatifs à la synthèse RSO et à la reconstruction du chirp.

Ecrivons les équations dans le cas d'un filtrage convolutif de la phase :

$$\Phi(t) = h_{phase}(t) * \varphi(t) \quad (\text{A.1})$$

En appliquant la transformée de Fourier :

$$\hat{\Phi}(f) = H_{phase}(f)\hat{\varphi}(f) \quad (\text{A.2})$$

En moyennant et avec l'hypothèse d'indépendance et d'invariance du filtre :

$$\langle \hat{\Phi}(f) \rangle = \langle H_{phase}(f)\hat{\varphi}(f) \rangle = H_{phase}(f) \langle \hat{\varphi}(f) \rangle \quad (\text{A.3})$$

$$|\langle \hat{\Phi}(f) \rangle| = |H_{phase}(f)| |\langle \hat{\varphi}(f) \rangle| \quad (\text{A.4})$$

Il semble raisonnable d'espérer trouver un modèle pour représenter $|\langle \hat{\varphi} \rangle|$, qui doit être constant d'une image à l'autre (en première approximation) [Maître et Fleuret, 1977].

A.2.2 Allure du spectre moyen en distance

Nous présentons les résultats obtenus sur deux zones (l'une sur la Cité U au sud de Toulouse et l'autre sur une image du Grand Rond) qui sont représentatives de l'ensemble des résultats obtenus. De plus, le Grand Rond contient une grande zone de végétation. Nous verrons que la végétation a un comportement différent de l'urbain.

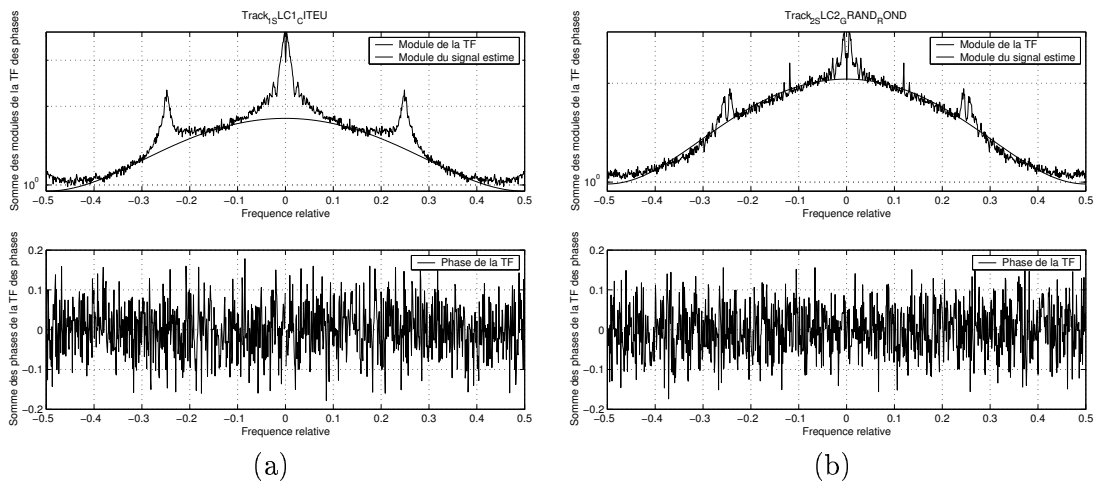


FIG. A.6 : Spectre de la phase - (a) zone Cité U; (b) zone Grand Rond -

Les spectres des phases présentés Figure A.6 font apparaître une forme non habituelle et fortement contrainte par les quatre bandes, contrairement au spectre RAMSES (Figure A.7).

Le spectre des zones urbaines (ici représenté par celui relatif à la zone Cité U, Figure A.6) est plus déformé que celui des zones de végétation. Cette première remarque induit que *les points affectés par le traitement sont essentiellement des forts réflecteurs*. Donc, dans les zones où leur densité est faible, le spectre est moins distordu.

Cette piste de réflexion est importante. Dans les zones urbaines, de nombreux pixels sont pollués par les rebonds (sinus cardinaux) des forts réflecteurs sur un grand nombre de colonnes. Si la phase tourne à chaque lobe secondaire, cela explique cette corrélation en ligne. Le spectre de la phase a

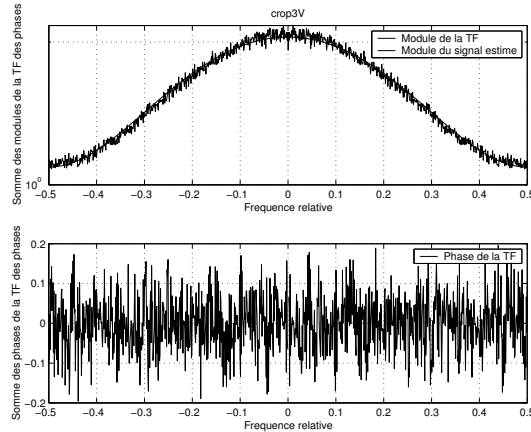


FIG. A.7 : Spectre de la phase d'une image RAMSES

alors beaucoup de hautes fréquences, les pics en bout de chaque sous-bande seraient alors dus à un repliement de spectre.

La forme générale du spectre peut être interpolée par une fonction de la forme $(a \times \textit{hamming} + b)$. Cette forme coïncide parfaitement avec le spectre de phase des images RAMSES (Figure A.7). L'amplitude du filtre serait alors égale au quotient du module du spectre obtenu par le modèle. Vu qu'il n'y a pas de passage à zéro, cette simple division ne pose pas de problème.

$$H(f) = \frac{\textit{Spectre}(f)}{\textit{Attendu}(f)} \quad (\text{A.5})$$

Puis :

$$\textit{Filtre}(f) = \frac{\textit{Spectre}(f)}{H(f)} \quad (\text{A.6})$$

A.2.3 Traitements et résultats

Le filtrage de la phase reste audacieux : la transformée de Fourier inverse peut être complexe à cause des approximations des calculs numériques. De plus, il n'y a pas de sens physique à un filtrage de la phase. Ce traitement doit donc être appréhendé comme une tentative purement théorique de compréhension du problème. La phase du filtre est prise nulle car aucune autre valeur ne peut se justifier logiquement.

La phase est filtrée en utilisant le modèle de phase défini précédemment ; une image spatiale a été constituée en combinant l'image d'amplitude initiale et l'image de phase filtrée, la nouvelle SLC a ensuite été à nouveau étudiée pour vérifier que le filtrage de la phase est concluant (Figure A.8). Pour s'assurer un résultat réel de la phase, nous avons imposé une symétrie du spectre. Si ceci n'était pas fait, la transformée de Fourier inverse ne serait pas réelle et introduirait des distorsions dans le spectre de la phase filtrée (pics aux fréquences de coupure).

Nous pouvons ainsi vérifier que nous obtenons bien une allure de spectre très proche de la forme "idéale", à l'exception du pic à la fréquence centrale.

A.2.4 Phase et transformée de Fourier

La transformée de Fourier n'est pas une transformation linéaire vis à vis de la phase. Il est alors assez difficile d'interpréter l'influence d'un filtrage sur la phase du signal. Essayons tout de même de

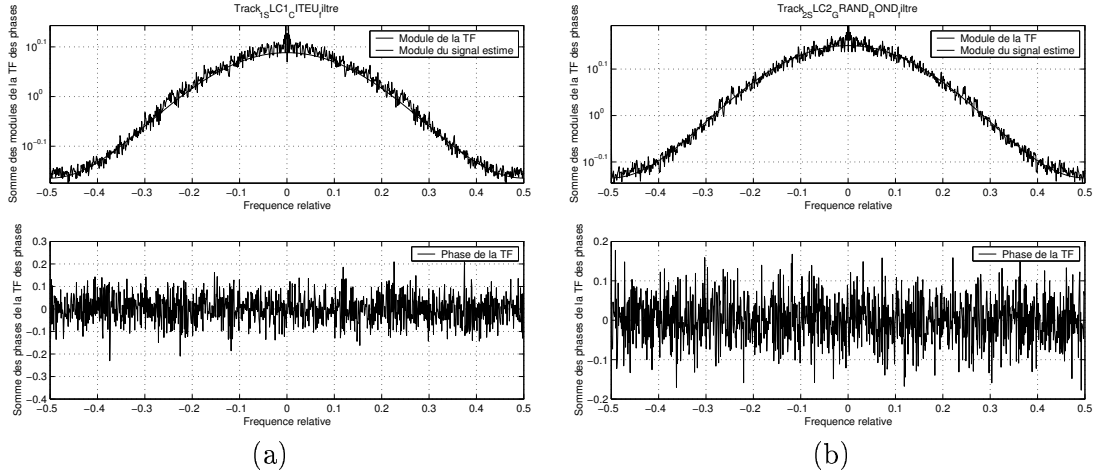


FIG. A.8 : Spectre de la phase APRES FILTRAGE - (a) zone CiteU ; (b) zone Grand Rond -

comprendre quelles sont les conséquences d'un filtrage passe-bande sur la phase du signal. Considérons un signal :

$$s(t) = |s(t)| \exp(j\phi(t)) \quad (\text{A.7})$$

Le signal filtré par un passe-bande est :

$$s'(t) = \text{sinc}(T(t - t_0)) * |s(t)| \exp(j\phi(t)) = |s'(t)| \exp(j\phi'(t)) \quad (\text{A.8})$$

Le lien entre ϕ et ϕ' est :

$$\phi' = \arctan\left(\frac{\text{sinc}(T(t - t_0)) * |s(t)| \sin \phi}{\text{sinc}(T(t - t_0)) * |s(t)| \cos \phi}\right) \quad (\text{A.9})$$

Il n'est pas possible de relier simplement la transformée de Fourier de ϕ à celle de s . ϕ n'a certainement pas le même support que $s(t)$ (Equation A.9).

Construisons un signal $s(t)$ de module unité et tel que sa phase ait un spectre en $a \times \text{hamming} + b$. Ce signal est ensuite filtré par un filtre passe-bande. Deux tests sont effectués : l'un en conservant la partie centrale du spectre (filtre passe-bas), l'autre en gardant une bande quelconque du spectre (figures A.9 et A.10). Le spectre de la phase est distordu après le filtrage passe-bande du signal. Nous retrouvons même des pics très similaires à ceux présents dans le spectre de la phase des SLC. Ceci laisse fortement supposer que le chirp synthétique est le produit de quatre filtrages passe-bande. Ces filtrages ne seraient donc pas sans influence sur le spectre de la phase.

A.2.5 Problèmes

Le nettoyage de la phase par un filtrage convolutif est, tout d'abord, abusif car ce traitement est artificiel et contre tout raisonnement physique. Ensuite le résultat obtenu continue à présenter des artefacts au niveau des fréquences de coupure. Revenons donc au signal complexe et traitons la SLC.

A.3 Etude du spectre moyen en distance de la SLC

A.3.1 Méthode

Si un traitement a été appliqué à l'image, il serait plus logique qu'il le soit à l'image complexe, et non simplement à la phase. C'est pour cette raison que nous allons maintenant étudier le spectre du

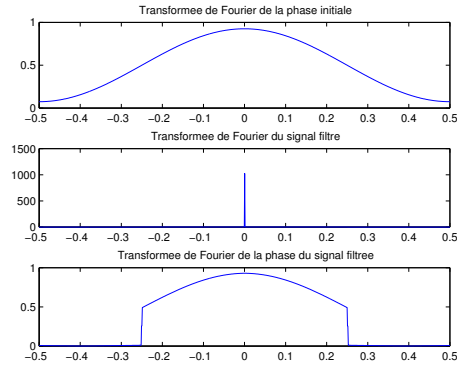


FIG. A.9 : Influence d'un filtrage passe-bas sur le spectre de la phase. La transformée de Fourier de la phase est fixée : $TF(\phi) = a \times \text{hamming} + b$. Le signal s en est déduit ($s = e^{j\phi}$) et filtré par un filtre passe-bande. Le spectre de la phase du signal filtré est ensuite tracé.

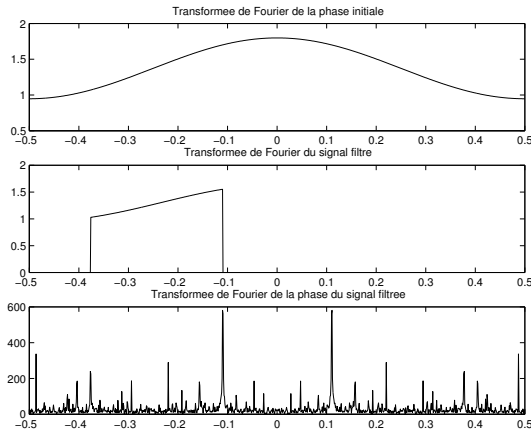


FIG. A.10 : Influence d'un filtrage passe-bande sur le spectre de la phase. La transformée de Fourier de la phase est fixée : $TF(\phi) = a \times \text{hamming} + b$. Le signal s en est déduit ($s = e^{j\phi}$) et filtré par un filtre passe-bande. Le spectre de la phase du signal filtré est ensuite tracé.

signal complexe de façon similaire au Paragraphe précédent.

Si on suppose que le défaut des images est équivalent à un filtrage linéaire, on peut écrire :

$$g(t) = h(t) * s(t) \quad g(t) \text{ étant le signal mesuré} \quad (\text{A.10})$$

$$\hat{g}(f) = H(f)\hat{s}(f) \quad (\text{A.11})$$

En sommant sur les lignes :

$$\langle \hat{g}(f) \rangle = \langle H(f)\hat{s}(f) \rangle = H(f) \langle \hat{s}(f) \rangle \quad (\text{A.12})$$

Ceci s'écrit également :

$$|\langle \hat{g}(f) \rangle| \exp(j\phi_{\hat{g}}) = |H(f)| |\langle \hat{s}(f) \rangle| \exp(j(\phi_{\hat{s}} + \phi_H)) \quad (\text{A.13})$$

soit :

$$\begin{cases} |H(f)| = \frac{|\langle \hat{g}(f) \rangle|}{|\langle \hat{s}(f) \rangle|} \\ \phi_H = \phi_{\hat{g}} - \phi_{\hat{s}} \end{cases} \quad (\text{A.14})$$

Il est raisonnable d'espérer estimer $|\langle \hat{s}(f) \rangle|$ par une fonction mathématique simple au vue de l'allure du spectre [Maître et Fleuret, 1977]. L'amplitude des perturbations ne peut pas être plus élevée que le signal lui même dans la mesure où les images restent parfaitement lisibles en amplitude. Par contre, l'expression de ϕ_H sera difficile à trouver. Nous ne pouvons faire aucune hypothèse sur les phases des spectres moyens. A notre connaissance, aucune théorie connue n'existe sur le sujet. Il ne reste plus qu'à espérer que le défaut correspond soit à un filtre à phase nulle, soit à un filtre à phase linéaire. Ce sont deux types de fonctions simples à tester et qui nous ramènent vers des filtres couramment utilisés en traitement du signal.

A.3.2 Allure et analyse du spectre

Nous reprenons les images utilisées dans le chapitre précédent sur le spectre de la phase.

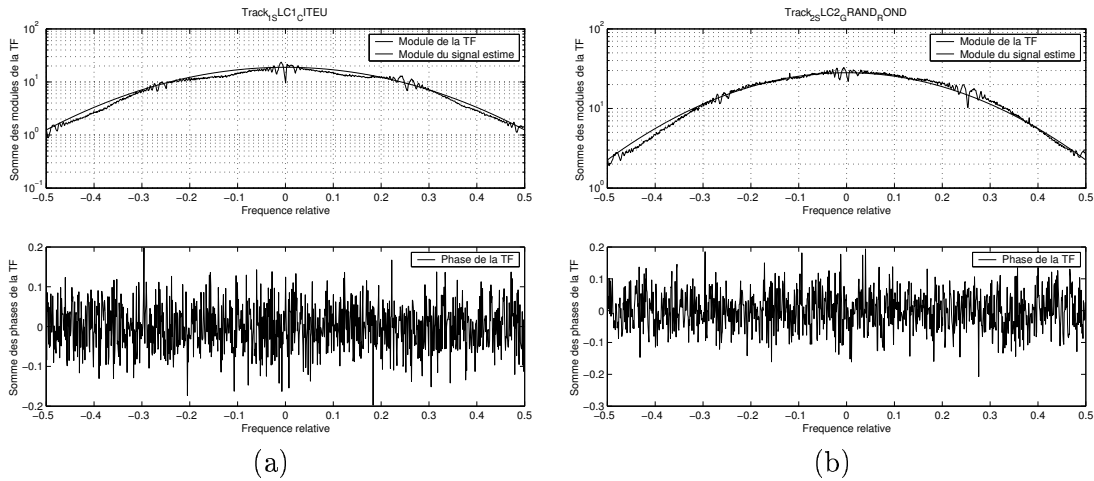


FIG. A.11 : Spectre de la SLC - (a) zone CiteU; (b) zone Grand Rond -Le spectre moyen est modélisé par une hamming (courbe “Module du signal estimé”).

L'amplitude du spectre moyen fait clairement apparaître les quatre sous-bandes (Figure A.11). Aux fréquences de coupure, les mêmes oscillations non régulières sont visibles (Figure A.12). Chaque sous bande est donc affectée par le même défaut. L'amplitude du signal non filtré peut être approximée par une hamming.

La phase du spectre semble aléatoire. Il n'y a même pas de perturbations locales associées aux fréquences de coupure. Pour tester un filtrage, il est alors plus logique de choisir un filtre à phase nulle, voire, selon le résultat, prendre un filtre à phase linéaire.

A.3.3 Filtrages

Idéalement les quatre sous-bandes du filtre devraient être identiques ; c'est à peu près le cas pour la zone urbaine, par contre pour la zone de végétation il y a des écarts sur les bords du spectre, par rapport au modèle du module du signal non filtré (Figure A.13). La dissymétrie entre les deux extrémités du spectre de la végétation est étonnante. Nous pourrions l'interpréter comme un mauvais

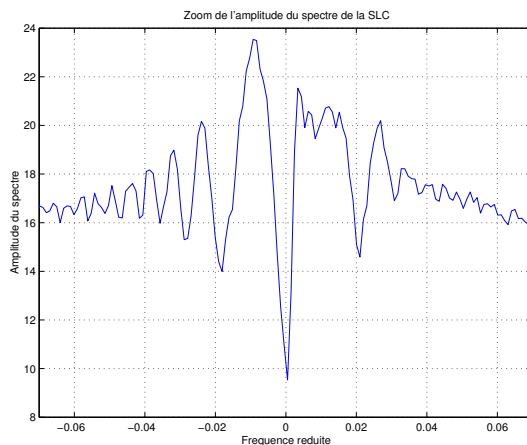


FIG. A.12 : Oscillations de l'amplitude du spectre de la SLC aux fréquences de coupure

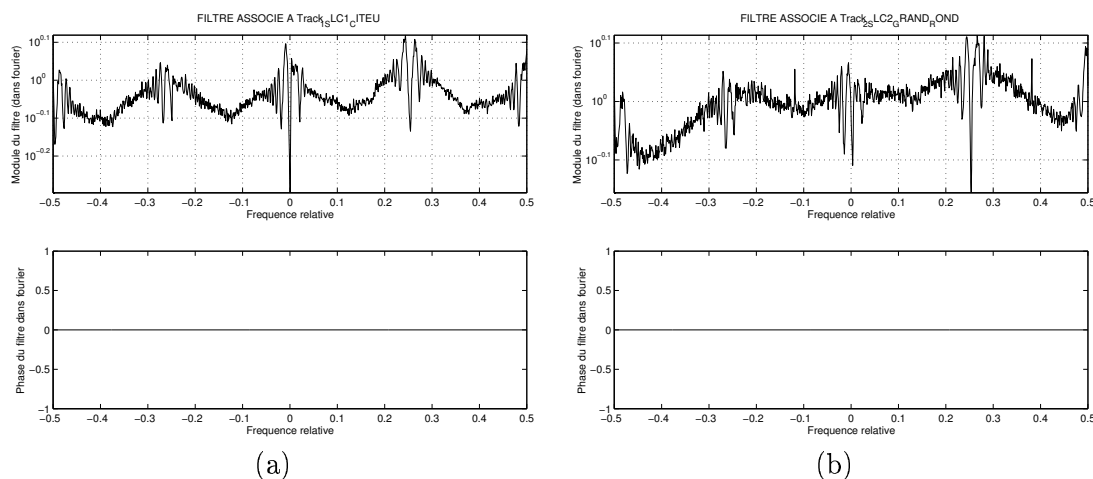


FIG. A.13 : Filtres associés aux SLC - (a) zone CiteU; (b) zone Grand Rond -

calibrage des sous-bandes entre elles ou un calibrage adapté aux zones urbaines plutôt qu'aux zones de végétation.¹

La convolution du signal par ce filtre ne nettoie que le spectre de la SLC : le spectre de la phase conserve ses pics (Figure A.14, à comparer avec la Figure A.6).

L'hypothèse d'un filtre à phase nulle est alors à remettre en question. La solution la plus "naturelle" est de construire une phase linéaire ou linéaire par morceaux pour symboliser un décalage des différentes sous-bandes. Plusieurs tests ont été conduits : phase croissante de $-\pi$ à π , phase symétrique par rapport à l'origine, etc. Le meilleur résultat est obtenu pour un filtre à phase linéaire par morceaux (Figure A.15). L'amplitude des pics est réduite mais cela entraîne une dissymétrie du spectre de la SLC.

Mais le filtrage à phase linéaire dégrade l'amplitude de l'image. En effet, une phase linéaire par morceaux dans le domaine de Fourier se traduit, dans le domaine spatial, par une convolution par

¹Sur une sous-bande la forme du filtre évoque la convolution d'une hamming avec une hamming inverse légèrement décalée.

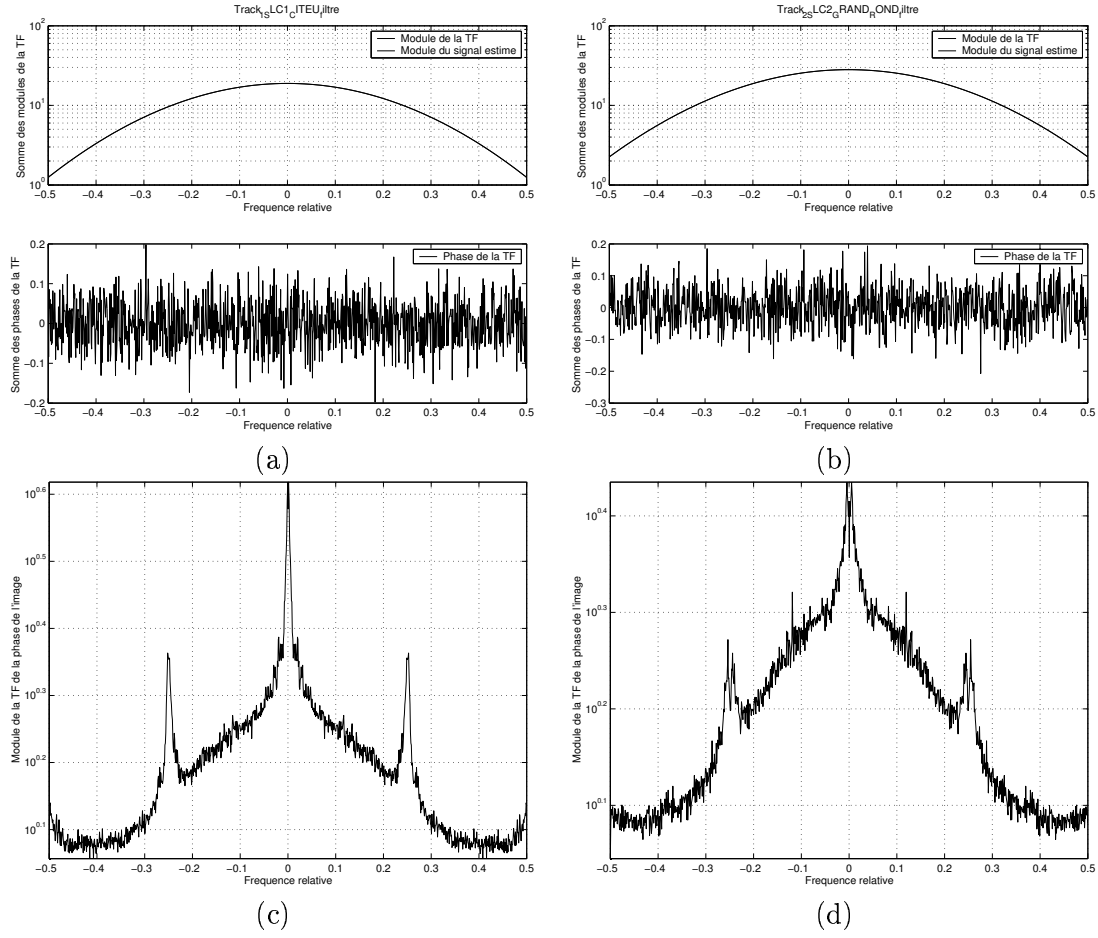


FIG. A.14 : Résultats du filtrage par un filtre à phase nulle - (a) et (c) zone CiteU; (b) et (d) zone Grand Rond; (a) et (b) Spectre de la SLC filtrée; (c) et (d) spectre de la phase après filtrage -

une somme de sinus cardinaux :

$$\hat{f}(f) = |H(f)|^{-1} \exp(j2\pi \sum_{i=1}^4 \Pi_T T_i f) \hat{g}(f) \quad (\text{A.15})$$

$$f(t) = \sum_{i=1}^4 \text{sinc} \left(\frac{T}{2}(t - T_i) \right) * h(t) * g(t) \quad (\text{A.16})$$

Au final, l'amplitude est très distordue : visuellement les structures sont étirées le long des lignes.

Imposer une phase au filtre n'est pas une solution satisfaisante.

Cependant cette méthode nous a montré que, même en conservant l'ancien module, on peut supprimer les oscillations aux fréquences de coupure dans le spectre. L'information contenue dans la phase serait donc responsable des perturbations du module du spectre en grande partie. Nous le vérifions dans le paragraphe suivant.

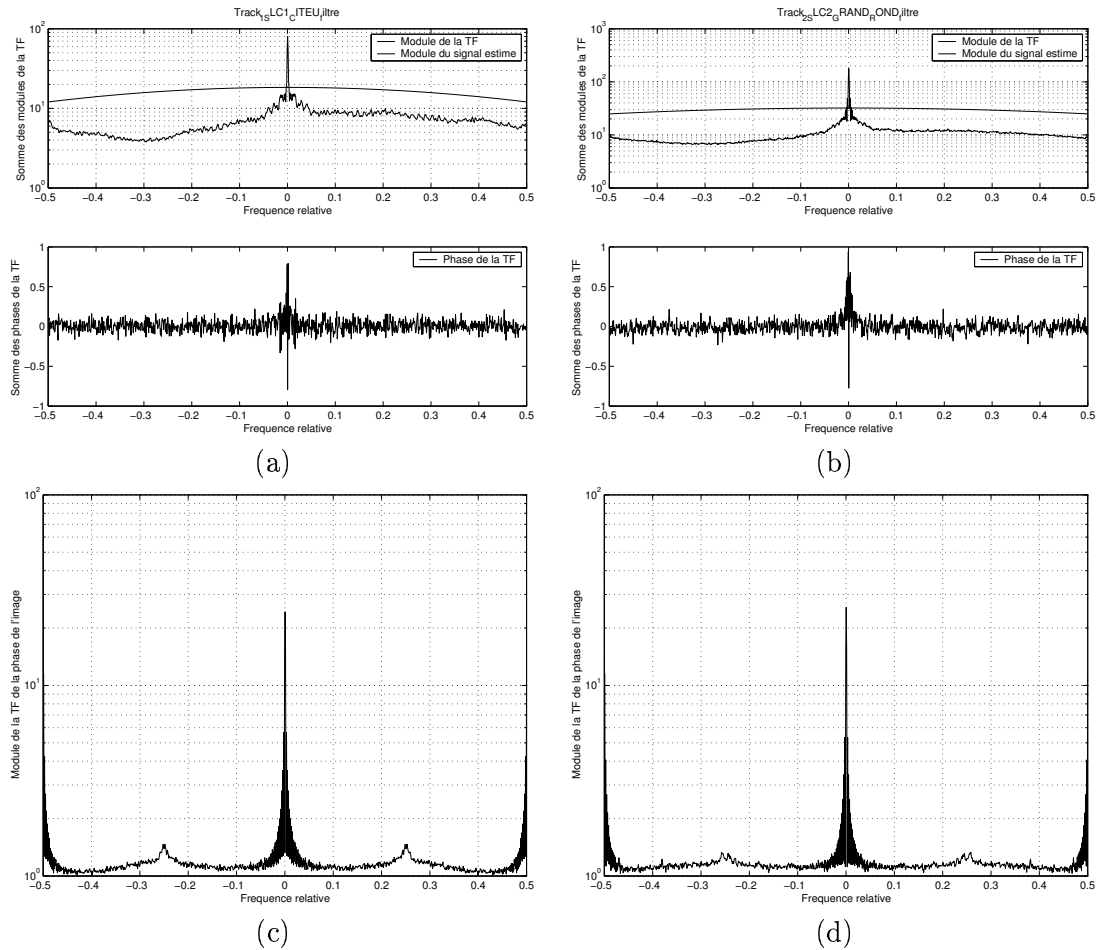


FIG. A.15 : Résultats du filtrage par un filtre à phase linéaire par morceaux - (a) et (c) zone CiteU; (b) et (d) zone Grand Rond; (a) et (b) Spectre de la SLC filtrée; (c) et (d) spectre de la phase après filtrage -

A.3.4 Etude de l'amplitude

L'amplitude des SLCs dépend essentiellement de la scène observée; elle est fonction du coefficient de rétrodiffusion des cellules de résolution imagées. Sa transformée de Fourier est liée à la scène elle-même : d'une zone à l'autre la transformée de Fourier est totalement différente. Les tests ont été faits sur trois zones : une sous-image du Grand Rond (végétation), une sous-image de la Cité U ne contenant pas de bâtiment (semi-urbain) et une sous-image de la cité U contenant un bâtiment. Une transformée de Fourier bi-dimensionnelle a été calculée (Figures A.16, A.17 et A.18).

Les trois spectres obtenus sont différents. Si ceux des Figures A.17 et A.16 ne présentent pas de cassures flagrantes dans le spectre aux fréquences de coupure, ce n'est pas le cas de la figure A.18. Cette dernière ressemble étrangement aux spectres complexes des SLCs. Or dans cette image, on note la présence de forts réflecteurs et de rebonds (sinus cardinaux). Une fois de plus, il semblerait que ce soit les réponses fortes associées aux sinus cardinaux qui soient responsables de la forme des spectres. **Deux hypothèses sont alors possibles : un traitement spécifique pour réduire cette pollution de l'image a été appliqué ou les réponses de ces signaux ont des hautes fréquences qui sont ensuite tronquées lors du chirp synthétique, cette troncature introduit du repliement de spectre (oscillations) et une plus forte distorsion de la phase.**

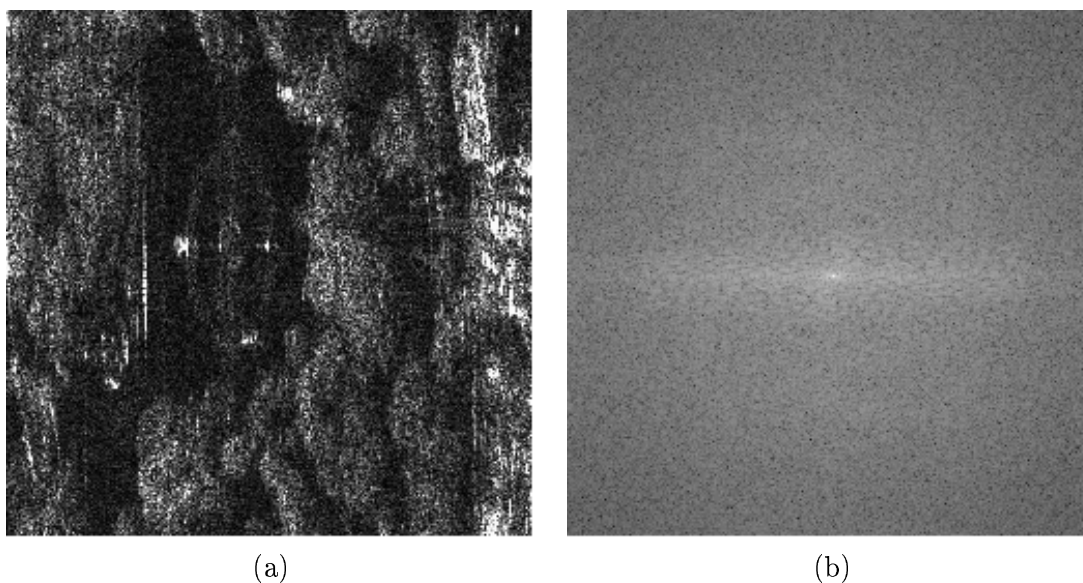


FIG. A.16 : Zone Grand Rond - (a) image d'amplitude ; (b) transformée de Fourier

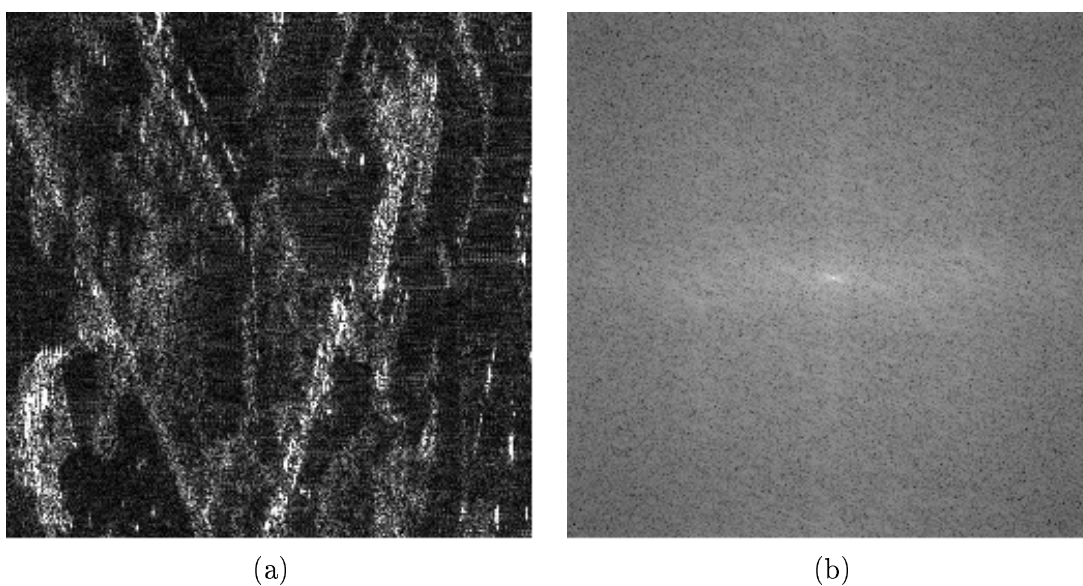


FIG. A.17 : Zone Cité U ("semi-urbain") - (a) image d'amplitude ; (b) transformée de Fourier

A.3.5 En résumé

Le spectre des SLCs met en avant la présence d'un chirp synthétique. Ce dernier n'est absolument pas transparent. Les tentatives de filtrage convolutif ne mènent pas à des résultats positifs. Si le module du spectre est nettoyé des oscillations, la phase garde un spectre très marqué par la présence du chirp synthétique. Si, par contre, le spectre de phase est amélioré (sans pour autant arriver à éliminer totalement les pics aux fréquences de coupure), l'amplitude est dégradée.

Ces observations remettent en cause l'hypothèse d'un filtrage convolutif associé au chirp synthétique. La piste d'une mauvaise mise en phase des signaux semble ressortir à ce niveau, dans la mesure où

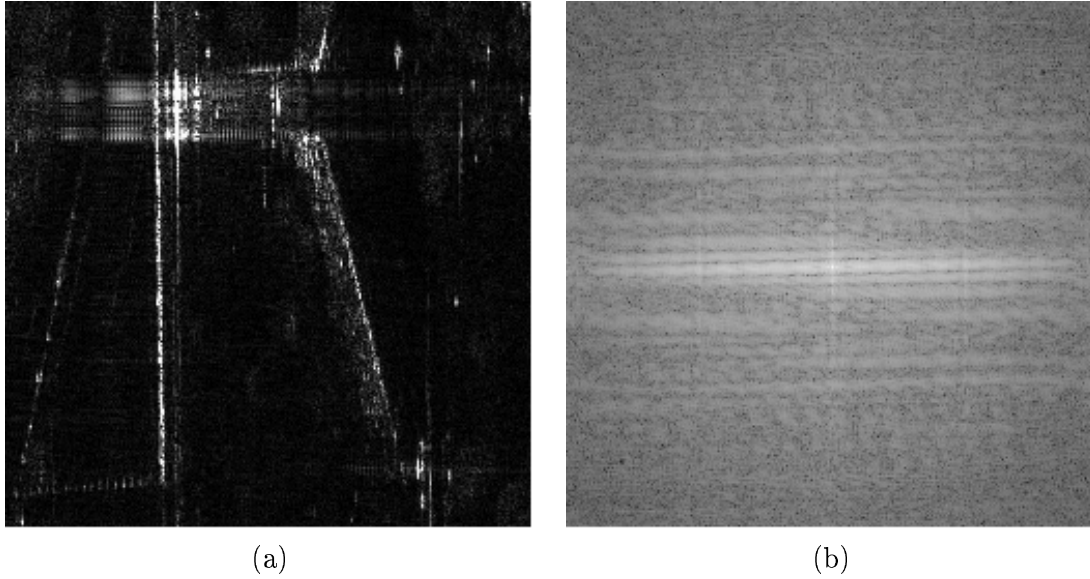


FIG. A.18 : Zone Cité U (bâtiment) - (a) image d'amplitude; (b) transformée de Fourier

la phase du signal a une part prépondérante dans le spectre. Les tests sur les images combinant le module des SLCs initiales et la phase des SLCs finales amènent à cette conclusion.

A.4 Hypothèses

Aucun filtre n'a été trouvé pour améliorer les données. A ce stade, nous proposons deux hypothèses non exclusives qui peuvent être à l'origine des défauts dans la phase et l'amplitude des SLCs : soit le signal a été mal étalonné et les réponses faibles sont noyées dans le bruit thermique, soit le chirp a mal été synthétisé.

A.4.1 Problèmes d'étalonnage

Un grand nombre de sinus cardinaux sont visibles dans les images d'amplitude, à proximité des bâtiments. Cela traduit certainement un mauvais étalonnage des données. Les signaux forts sont saturés et les signaux faibles à peine discernables du bruit (cas des ombres). Nous pourrions néanmoins utiliser les images d'amplitude car c'est surtout la phase qui est perturbée (grande corrélation spatiale).

A.4.2 Chirp synthétique

La deuxième hypothèse est une erreur dans la synthèse du chirp qui apparaît clairement dans le signal RSO. Aucune explication fiable n'a été trouvée vis à vis de cette synthèse à l'issue de l'étude des spectres (§A.3 et A.2).

Une autre piste est possible car selon Aerosensing, la synthèse radar est faite sur chaque bande de 100 MHz avant de les regrouper. La réponse associée à un réflecteur ponctuel sera d'après les Equations 1.8 et 1.9 (Figure A.19) :

$$s_{t_c}(t) = \sum_{i=1}^4 s_{t_c}^{(i)}(t) \quad (\text{A.17})$$

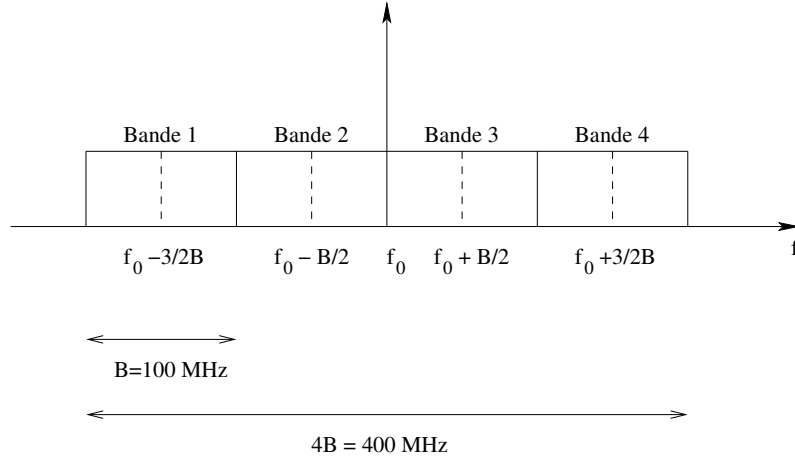


FIG. A.19 : Découpage de la bande souhaitée en quatre sous-bandes : formation du chirp synthétique.

$$s_{t_c}(t) = \text{sinc}(\pi B'(t - t_c)) \left(e^{j2\pi(f_0 - \frac{3B'}{2})(t - t_c)} + e^{j2\pi(f_0 - \frac{B'}{2})(t - t_c)} + e^{j2\pi(f_0 + \frac{B'}{2})(t - t_c)} + e^{j2\pi(f_0 + \frac{3B'}{2})(t - t_c)} \right) \quad (\text{A.18})$$

Au final, on obtient :

$$s_{t_c}(t) = 2e^{j2\pi f_0(t - t_c)} \text{sinc}(\pi B'(t - t_c)) (\cos(3\pi B'(t - t_c)) + \cos(\pi B'(t - t_c))) \quad (\text{A.19})$$

avec $B' = 100 \text{ MHz}$.

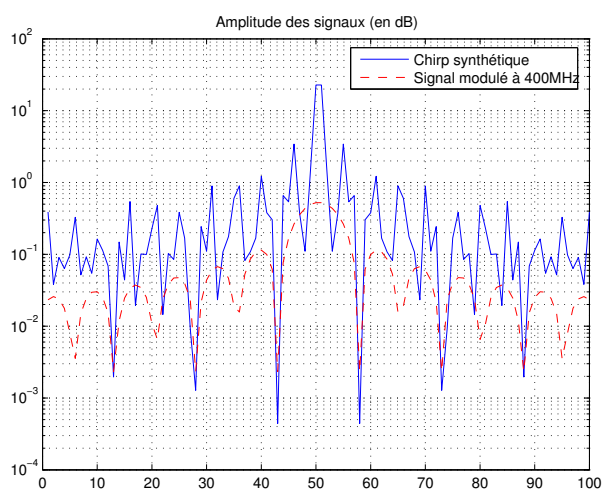
L'Equation A.19 est à comparer à celle issue de la synthèse d'un signal de largeur de bande $4B'$ (400 MHz) qui est le signal théorique à synthétiser :

$$s_{t_c}(t) = e^{j2\pi f_0(t - t_c)} \text{sinc}(4\pi B'(t - t_c)) \quad (\text{A.20})$$

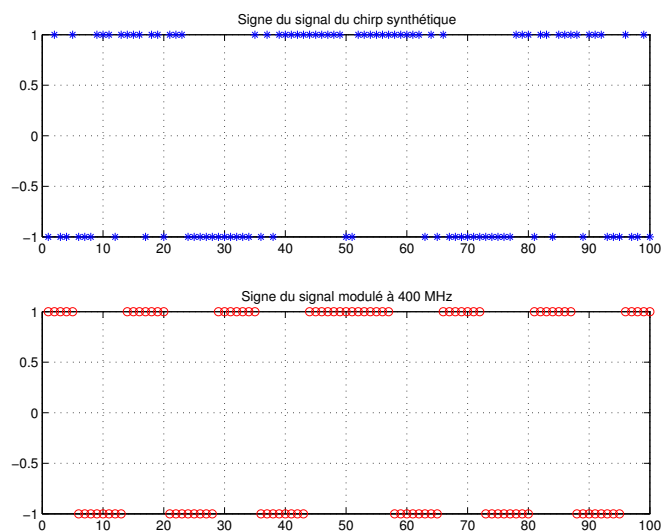
La Figure A.20 présente une comparaison des signaux des Equations A.19 et A.20, en phase et en amplitude. Le signal théorique est plus régulier en phase et en amplitude. Les lobes secondaires sont accentués dans le cas de la synthèse du chirp. Or, dans les images, les lobes secondaires à proximité des forts réflecteurs ne sont pas des sinus cardinaux parfaits (Figure A.21) ; ils ressemblent plus au signal du chirp synthétique de la Figure A.20 qu'au signal modulé directement à 400 MHz. Malheureusement nous ne pouvons valider totalement cette hypothèse car nous n'avons pas eu accès à tous les détails du processus RSO appliqué aux images.

A.5 Conclusions

Les images Aerosensing sont très bruitées, surtout au niveau de la phase des SLCs. Il semble que la synthèse du chirp soit une cause de ce problème mais il est également possible qu'il y ait une saturation du signal lors de l'acquisition. Les signaux d'amplitude faible, comme par exemple ceux du sol, sont alors noyés dans le bruit thermique. Dans cette annexe, nous avons souligné l'ensemble des défauts des images et proposé des pistes d'analyse voire de solutions. Cependant le manque d'information sur la synthèse RSO nous empêche d'avoir une véritable explication. Ce jeu de données n'a donc pas pu être corrigé et nous n'avons pas pu utiliser les interférogrammes. L'amplitude reste exploitable même si elle est bruitée.



(a)



(b)

FIG. A.20 : *Influence du chirp synthétique. Comparaison de l'amplitude des deux signaux rétrodiffusés par un réflecteur ponctuel (chirp synthétique et signal modulé directement à 400 MHz). Les deux signaux ont été calibrés entre eux pour qu'ils aient la même amplitude centrale. L'amplitude du réflecteur soumis à un chirp synthétique est beaucoup plus chahutée. La phase vaut π pour un signal négatif et 0 pour un signal positif. Le chirp synthétique entraîne un signal moins stable en phase également.*

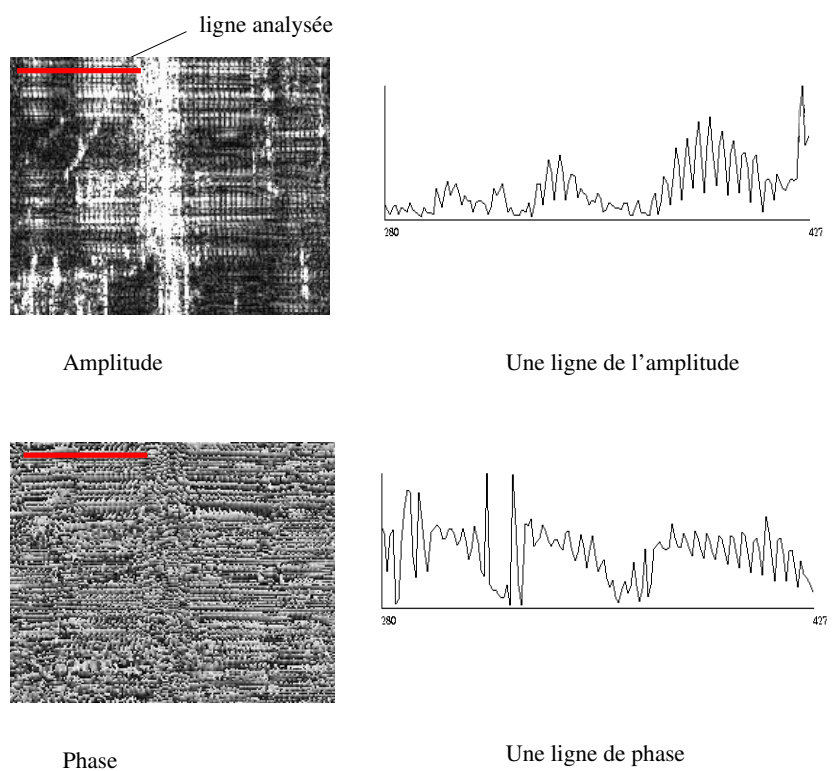


FIG. A.21 : Coupe radiale de l'image Aerosensing "Cité U" en amplitude et en phase afin d'illustrer les phénomènes de rebonds qui y sont présents.

Annexe B

Pourcentage de sol caché par les ombres de bâtiments

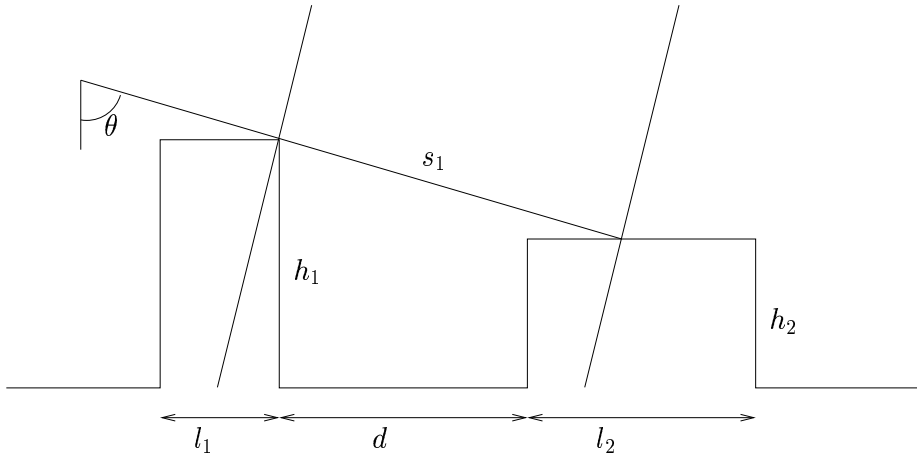


FIG. B.1 : Disposition des bâtiments pour le calcul de la taille des ombres.

D'après les notations de la Figure B.1 et par simples considérations géométriques, la taille de l'ombre s_1 :

$$s_1 = \begin{cases} \min\left(\frac{d}{\sin\theta}, \frac{h_1}{\cos\theta}\right) & \text{si } \begin{cases} h_2 \geq h_1 - \frac{d}{\tan\theta} \\ d \leq h_1 \tan\theta \\ h_2 > h_1 \end{cases} \\ \frac{h_1 - h_2}{\cos\theta} & \text{si } \begin{cases} l_2 \geq (h_1 h_2) \tan\theta - d \\ d \leq h_1 \tan\theta \end{cases} \\ \frac{h_1}{\cos\theta} & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{B.1})$$

La distance radiale entre les deux bâtiments D_{12} , égale à la distance entre la dernière réponse du toit du bâtiment 1 et la première réponse du toit du bâtiment 2, est égale à :

$$D_{12} = \max\left(s_1, \frac{h_1 - \Delta h}{\cos\theta}\right) \quad (\text{B.2})$$

avec Δh défini par :

$$\Delta h = \frac{d - \left(h_1 \tan\theta + \frac{h_2}{\tan\theta}\right)}{\tan\theta + \frac{1}{\tan\theta}} \quad (\text{B.3})$$

Donc on peut calculer le pourcentage P_s de sol caché :

$$P_s = \frac{s_1 \sin \theta}{\max(l_1 + l_2 + d, l_1 + h_1 \tan \theta)} \quad (\text{B.4})$$

Pour deux bâtiments consécutifs, il est donc possible de calculer la portion de sol caché. Ceci impose de connaître parfaitement le profil des deux bâtiments. Idéalement, il faudrait pouvoir écrire s_1 en terme probabiliste fonction de l_1 et l_2 (deux réalisations de la variable aléatoire L largeur des bâtiments), h_1 et h_2 (deux réalisations de la variable aléatoire H taille des bâtiments), d (réalisation de la variable aléatoire D distance entre deux bâtiments)...

Vue la complexité des équations, il semble difficile d'obtenir une expression analytique. Par contre, il est possible de générer plusieurs profils de sol en définissant les fonctions de densité de probabilité de L , H , D et de calculer le P_s moyen pour un grand nombre de profils (Figure B.2).

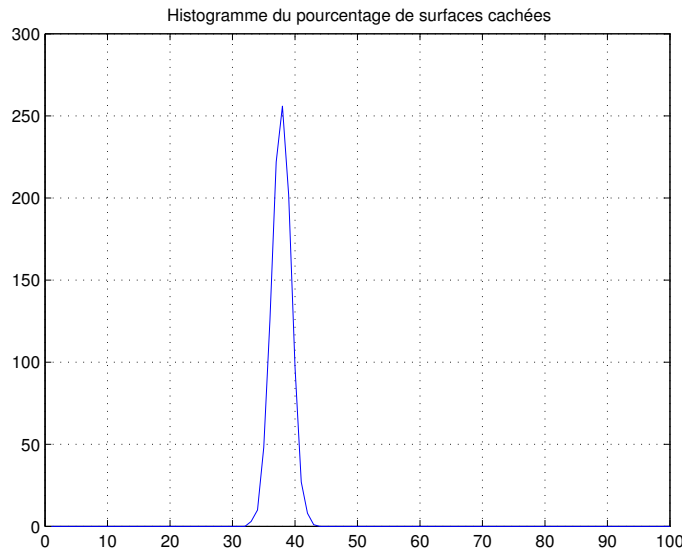


FIG. B.2 : *Histogramme du pourcentage de sol caché sur des profils de villes. Plusieurs profils sont générés et, à chaque fois, le pourcentage de sol vu est calculé. Les variables aléatoires sont définies comme suit : H est une gaussienne de moyenne 15 et d'écart-type 5, L est identiquement distribué sur $[5,30]$, D est une gaussienne de moyenne 10 et d'écart-type 5. Dans ce cas, on a, en moyenne, 30% du sol qui est caché. Les résultats seraient évidemment différents pour des distributions de H , L et D différentes.*

Annexe C

Trajets des ondes électromagnétiques

En milieu urbain, il y a de nombreuses réflexions multiples, ce qui complique encore les modèles. Le Tableau C.1 recense les principaux types de trajets que l'onde électromagnétique peut suivre. Les dièdres ont une place importante ainsi que les doubles réflexions. Néanmoins, il faudrait faire une analyse polarimétrique pour valider complètement l'hypothèse que les doubles réflexions sont plus fréquentes que les trièdres. Malheureusement nos jeux de données ne sont pas polarimétriques : les jeux de données polarimétriques à haute résolution en milieu urbain sont rares... Des tests sur des images moins bien résolues (RAMSES, données sur Brétigny) et en habitat dispersé ne permettent pas de lever complètement l'ambiguïté.

TAB. C.1 : *Inventaire des différents trajets de l'onde électromagnétique qui peuvent être observés dans les images RSO à haute résolution en milieu urbain.*

Nbre de re-bonds	Types de trajets	Types de surfaces/objets	Remarques
1	<ul style="list-style-type: none"> - réflexion spéculaire - diffusion 	<ul style="list-style-type: none"> - surface lisse orientée vers le capteur - surface rugueuse 	<ul style="list-style-type: none"> - rare, amplitude forte - majorité des cas
2	<ul style="list-style-type: none"> - 2 réflexions spéculaires - 1 réflexion spéculaire + 1 diffusion - 1 diffusion + 1 réflexion spéculaire - 2 diffusions 	<ul style="list-style-type: none"> - dièdre parfait (orthogonal et lisse) - dièdre avec au moins une surface rugueuse (cas d'un mur et d'un sol) - idem - dièdre avec deux surfaces rugueuses 	<ul style="list-style-type: none"> - faible probabilité d'apparition [Gouinaud, 1996] - très fréquent, modélisé dans [Franceschetti et al., 2002] - idem - non traité dans [Franceschetti et al., 2002], amplitude certainement très faible (négligeable [Taket et al., 1991])
3	<ul style="list-style-type: none"> - 3 réflexions spéculaires - 2 réflexions spéculaires + 1 diffusion - 1 réflexion spéculaire + 2 diffusions - 3 diffusions 	<ul style="list-style-type: none"> - trièdre - dièdre avec une surface rugueuse et une surface lisse - idem - dièdre avec deux surfaces rugueuses 	<ul style="list-style-type: none"> - parfois visible - réflexion mur-sol-mur modélisée dans [Franceschetti et al., 2002], amplitude faible - non traité, amplitude très faible (négligeable [Taket et al., 1991]) - idem
4 et +			non traité, amplitude certainement très faible sauf dans des cas marginaux mettant en jeu uniquement des réflexions spéculaires

Annexe D

Champ de Markov et traitement des images

Cette annexe résume le principe de base des champs de Markov en traitement des images que nous utilisons dans plusieurs algorithmes (classification, régularisation, fusion) au Chapitre 6. Le lecteur trouvera plus de détails dans [Maître, 2002].

Dans les images, les pixels dépendent, le plus souvent, de leurs voisins : la probabilité d'avoir une certaine valeur à un site s est conditionnée par celles de ses voisins. Le modèle markovien, introduit à l'origine pour décrire le déplacement des particules en physique statistique, a été adapté au traitement des images pour décrire cette propriété.

D.1 Définition d'un champ de Markov

D.1.1 Modélisation de l'image

Avant de définir le champ de Markov, il faut d'abord définir l'image en termes probabilistes.

L'image est un ensemble fini S de sites s_i qui correspondent soit directement aux pixels, soit à des régions (ensemble de pixels) d'un graphe. S est généralement un ensemble discret et fini. A chaque site est associé un descripteur (niveau de gris, étiquette ou vecteurs) qui représente l'état du site. Afin de structurer les relations spatiales entre les éléments de S , il est nécessaire de munir S d'un système de voisinages V défini par :

$$V_{s_k} = \{s_j/s_k \notin V_{s_k} \text{ et } s_j \in V_{s_k} \Rightarrow s_k \in V_{s_j}\} \quad (\text{D.1})$$

On appelle ensuite *clique* tout sous-ensemble de S formé par des sites qui sont mutuellement voisins. On notera C l'ensemble des cliques relatif à V .

Un potentiel de clique U_c est défini comme la somme des interactions locales entre les descripteurs (niveaux de gris, étiquettes, etc.) de sites voisins de la clique et l'énergie globale de l'image est la somme des potentiels de toutes les cliques de l'image :

$$U = \sum_{c \in C} U_c \quad (\text{D.2})$$

et l'énergie locale en un site est la somme des potentiels de toutes les cliques auxquelles il appartient :

$$U_s = \sum_{c \in C/s \in c} U_c \quad (\text{D.3})$$

L'image est considérée comme un réalisation d'un champ aléatoire X à valeur dans l'espace Ω des états (niveaux de gris, étiquettes, etc.). x_s la réalisation de ce champ au site s . Nous notons

$P(X) = P(X_1, X_2, \dots)$ la loi de probabilité globale de l'image et $P(X_s|X^s)$ la probabilité conditionnelle de la variable aléatoire X_s locale au site s en fonction des variables aléatoires X^s de tous les autres sites de l'image.

D.1.2 Markov et Gibbs

La définition d'un champ de Markov est la suivante : “ X est un champ de Markov si et seulement si la probabilité conditionnelle locale en un site S n'est fonction que de la configuration du voisinage du site considéré”, ce qui se traduit par :

$$P(X_s|X^s) = P(X_s|X_j, j \in V_s) \quad (\text{D.4})$$

D'après le théorème d'Hammersley-Clifford, cette probabilité s'écrit sous la forme d'un champ de Gibbs [Geman et Geman, 1984] :

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) \quad (\text{D.5})$$

avec Z le coefficient de normalisation et U la fonction d'énergie.

D.1.3 Cas de deux champs

Considérons le cas où un champ Y est recherché en fonction d'un champ d'observation X . Sous l'hypothèse d'une indépendance des pixels entre eux et des pixels vis-à-vis des valeurs de Y , la probabilité conditionnelle d'avoir un champ Y connaissant un champ X peut être modélisée par un champ de Markov, car $P(Y|X) = \prod_s P(y_s|x_s) = \exp(\sum_s -\ln p(y_s|x_s))$.

D'après le théorème d'Hammersley-Clifford, cette probabilité s'écrit sous la forme d'un champ de Gibbs [Geman et Geman, 1984] :

$$P(Y = y|X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(y|x)) \quad (\text{D.6})$$

avec Z le coefficient de normalisation et U la fonction d'énergie.

Or la probabilité conditionnelle $P(Y|X)$ s'écrit aussi :

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y)P(Y)}{P(X)} \quad (\text{D.7})$$

d'où :

$$U(y|x) = U(x|y) + U(y) - U(x) \quad (\text{D.8})$$

Le terme $U(x)$ est constant donc on ne le prend généralement pas en compte dans le terme d'énergie car le but est de minimiser ce dernier.

La fonction d'énergie est la somme de deux contributions. La première relate l'attache aux données et la seconde est un terme de régularisation prenant en compte le voisinage du site considéré :

$$U(y|x) = - \sum_s \ln p(x_s|y_s) + \sum_{c \in C_s} U_c(y) \quad (\text{D.9})$$

Les termes de U sont adaptés à l'application souhaitée et au type d'image.

D.2 Algorithmes de minimisation

Nous présentons deux algorithmes de minimisation que nous utilisons dans nos travaux. Ils sont écrits dans le cas d'un seul champ mais l'algorithme est identique dans le cas de plusieurs champs.

Par analogie avec la physique statistique, un paramètre de température T peut être introduit dans la distribution de Gibbs :

$$P_T(Y = y) = \frac{1}{Z(T)} \exp\left(-\frac{U(y)}{T}\right) \quad \text{avec} \quad Z(T) = \sum_{y \in \Omega} \exp\left(-\frac{U(y)}{T}\right) \quad (\text{D.10})$$

Ω est l'ensemble des valeurs possibles de Y .

Lorsque T tend vers 0, $P_T(y)$ converge simplement vers une distribution uniforme sur les minima de l'énergie U et nulle part ailleurs. Si U présente k minima globaux m_i , on a :

$$\lim_{T \rightarrow 0} P_T(y) = \frac{1}{k} \quad \text{si } y \in \{m_1, \dots, m_k\} \quad (\text{D.11})$$

$$\lim_{T \rightarrow 0} P_T(y) = 0 \quad \text{sinon} \quad (\text{D.12})$$

Lorsque T tend vers l'infini, $P_T(y)$ converge simplement vers la probabilité uniforme sur Ω . Ces résultats sont la base du recuit simulé.

D.2.1 Recuit simulé

L'algorithme du recuit simulé, proposé dans [Geman et Geman, 1984] est une méthode de recherche itérative d'énergie minimale. Les étapes sont :

1. choix d'une température initiale $T(0)$ et d'une configuration $y^{(0)}$ aléatoire ou proche de la solution si les données le permettent,
2. à l'étape n , faire :
 - simulation d'une configuration $y^{(n)}$ pour la loi de Gibbs d'énergie $\frac{U(y)}{T^{(n)}}$ à partir de la configuration $y^{(n-1)}$; la simulation peut se faire à l'aide de l'échantillonneur de Gibbs ou de l'algorithme de Métropolis [Metropolis et al., 1953] ; on réalise en général un balayage complet de l'image à la température $T^{(n)}$,
 - diminution lente de la température $T^{(n)}$
3. arrêt lorsque le taux de changement est plus faible qu'un seuil pré-déterminé.

Le recuit simulé permet d'atteindre un optimum global car il accepte les remontées d'énergie. En contrepartie, sa convergence est lente.

D.2.2 Algorithme des Modes Conditionnels Itérés (ICM)

Afin d'obtenir une convergence rapide, on utilise l'algorithme sous optimal d'ICM [Besag, 1986]. Il ne converge pas nécessairement vers l'optimum global : cela dépend de l'initialisation. On procède également par balayage complet de l'image avec les étapes suivantes :

1. choix de l'initialisation $y^{(0)}$ qui doit être proche de la solution,
2. balayage de l'image avec mise à jour successive des sites : la nouvelle valeur d'un site est obtenue en minimisant l'énergie U ,
3. le processus s'arrête lorsque le taux de changement est plus faible qu'un seuil pré-déterminé.

Le choix de l'initialisation est déterminant pour la solution finale. Souvent, c'est l'image bruitée qui est choisie quand le rapport signal à bruit n'est pas trop faible.

Annexe E

Compléments sur les algorithmes de la chaîne 3D

Le but de cette annexe est de compléter la description des algorithmes du Chapitre 6 en donnant soit plus d'exemples, soit des détails sur l'influence des paramètres.

E.1 Valeurs des paramètres utilisés dans les différents algorithmes

TAB. E.1 : Valeurs de paramètres utilisés dans les algorithmes du Chapitre 6.

Algorithmes		Cheminot & Bayard	Zone industrielle
Classification	β	0.4	
	n_{cl}	6	
	N_{it}	1000	
	T	4	
Regularisation de la phase interférométrique	β	0.6	
	Δ_1	15.0	
	Δ_2	3.0	
Bâtiments à partir des ombres	Δx_{sol}	5	
	L_{max}	50	150
	L_{min}	5	30
	th_1	4	
	th_2	5	
	α	0.5	
	n_2	5	

E.2 Classification

E.2.1 Classification à partir de l'amplitude uniquement

Nous donnons ici plus de détails sur l'algorithme de classification à partir de l'amplitude, exposé au Paragraphe 6.3.1.1. En particulier, la phase d'apprentissage est plus décrite et des exemples de classification sur des images simulées et des images Aerosensing sont donnés. De plus, les résultats sont validés par le calcul de matrices de confusion.

E.2.1.1 Etape d'apprentissage

Les paramètres des fonctions de densité de probabilité sont estimés à partir de l'amplitude de tous les pixels d'une classe et des Equations 5.11, 5.20, 5.21 et 5.22 et du Tableau 5.1. Dans le cas des images Aerosensing, moins de 1% des pixels d'une trace sont utilisés dans l'étape d'apprentissage, ce qui signifie tout de même que plus d'un millier de pixels est utilisé par classe car une trace a une taille de (4096x61000 pixels). Le Tableau E.2 résume le nombre de pixels et de zones utilisés dans cette étape.

TAB. E.2 : *Caractéristiques des six classes pour la Trace 1 des images Aerosensing. Sol désigne le sol nu. Deux images sont utilisées pour cette trace (cité U et Prison St Michel) et plusieurs petites zones sont découpées dans les images.*

	Sol	Végétation sombre	Végétation claire	Toit sombre	Toit moyen	Toit clair
Nb. de zones	2	5	5	8	7	4
Nb. de pixels	11 101	7 060	6 415	3 199	5 908	3 872
\hat{k}_1	0.61	1.16	1.61	1.59	1.91	3.26
\hat{k}_2	0.42	0.43	0.43	0.43	0.52	0.54
\hat{k}_3	-0.28	-0.32	-0.29	-0.32	-0.23	-0.35
L	1.03	0.96	1.01	0.97	1.04	0.93
M	10.50	38.79	8.15	34.70	2.35	3.36
μ	2.40	4.31	6.49	6.57	8.00	33.27

E.2.1.2 Validation et exemples de résultats

Les tests ont été faits sur deux traces des images Aerosensing sur Toulouse et sur les quartiers Bayard et Cheminot de Dunkerque. Les données ont été utilisées à la fois pour simuler des images artificielles (cela permet une analyse fine du comportement de la méthode) et pour évaluer directement les performances de l'algorithme. Deux sous-images (Prison St Michel et Cité U) sont analysées finement ; les autres enrichissent juste les exemples proposés. Ces sous-images ont été choisies car elles sont très représentatives de toute la diversité du milieu urbain.

Images Simulées

Les images simulées sont déduites des statistiques des images réelles pour être proches de la réalité. Les six classes sont simulées sur une image synthétique avec des formes géométriques (Figure E.1(a)). Les structures linéaires droites sont mieux identifiées que les structures circulaires car le modèle de Potts est fondé sur un voisinage en 8 connexité ce qui favorise les objets compacts. La Figure E.1(c) est le résultat de la classification. Les couleurs n'ont aucun rapport avec la radiométrie des classes : ce sont les étiquettes. Des formes inattendues apparaissent dans certaines parties : les classes *végétation claire* et *toit sombre* sont très proches comme nous l'avons vu auparavant (Figure 5.4) et il suffit d'une petite modification locale de l'amplitude pour que des formes apparaissent. Le terme contextuel propage les erreurs dans ce cas. Mais cela correspond à nos besoins en terme de classification : de grandes plages uniformes de classes et non une classification pixel à pixel.

Nous avons calculé la matrice de confusion (Tableau E.3) en simulant une dizaine d'images et en faisant la moyenne des confusions sur les classifications obtenues. A l'exception de la classe *végétation claire*, les pourcentages de détection correcte sont élevés. Ils soulignent également la forte confusion entre les classes *toit sombre* et *végétation claire* dont les statistiques sont très proches (Figure 5.4).

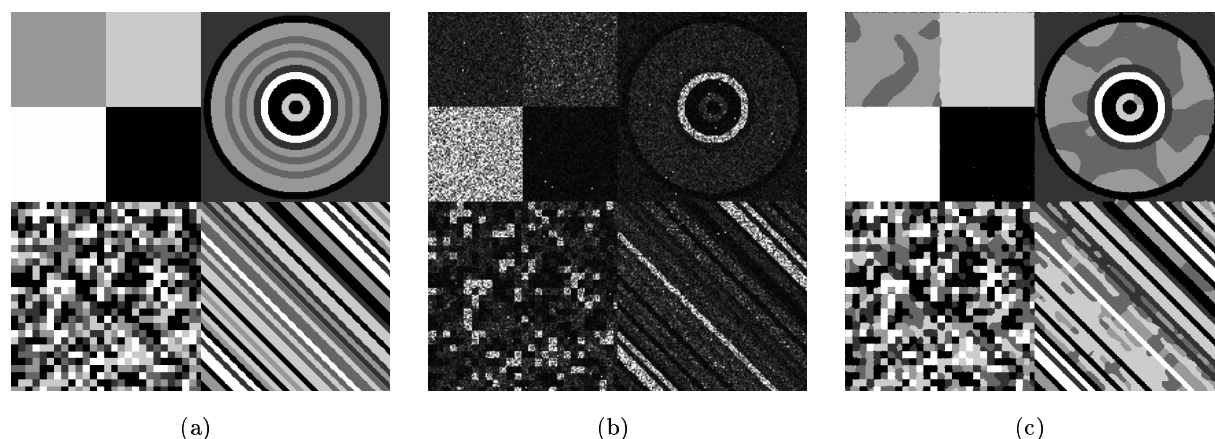


FIG. E.1 : Résultat de la segmentation d'une image simulée avec les statistiques issues de la vraie image : (a) : image des classes (étiquettes), (b) : image d'amplitude simulée, (c) : image segmentée (image d'étiquettes). Les lois simulées sont des lois de Fisher.

TAB. E.3 : Matrice de confusion pour les images simulées selon les statistiques de la trace 1 : pourcentage de pixels pour chaque classe théorique (en ligne classes de référence ; en colonne classes résultant de la segmentation)

	SOL	VGT SOMBRE	VGT CLAIRE	TOIT SOMBRE	TOIT MOYEN	TOIT CLAIR
SOL	97.31	1.41	0.26	0.59	0.38	0.04
VGT SOMBRE	0.72	94.54	0.84	3.03	0.76	0.11
VGT CLAIRE	0.10	0.68	39.68	56.01	3.40	0.13
TOIT SOMBRE	0.13	1.11	27.55	68.63	2.46	0.12
TOIT MOYEN	0.06	0.13	4.29	1.59	93.79	0.14
TOIT CLAIR	0.12	0.04	0.04	0.07	0.15	99.58

Images réelles

Même si le nombre de points utilisés pour la phase d'apprentissage ne représente qu'un faible pourcentage de l'ensemble de l'image, il y en a suffisamment pour les diviser en deux : un espace d'apprentissage et un espace de validation, afin de procéder à une validation croisée. Les résultats sont ceux du Tableau E.4. La procédure est répétée une dizaine de fois en conservant le modèle présenté ci-dessus, et la matrice de confusion est la moyenne de celles calculées pour chaque tirage des pixels de validation. Elle donne une bonne mesure de la qualité de la classification.

Les valeurs diagonales sont élevées (quelques fois plus que pour les données simulées) à l'exception des classes de végétation. Un niveau de confusion important existe entre les classes *toit sombre* et *végétation claire*, ce qui était, encore une fois, prévisible. Après l'étape de validation la classification est faite sur les scènes complètes (Figures E.2 et E.3). Nous observons qualitativement une bonne classification au regard de notre connaissance du terrain.

Les classifications obtenues sont bonnes : l'occupation globale des sols est bien reconnue et les bords des bâtiments sont précis. Néanmoins les limites de l'approche statistique sont clairement visibles sur certains objets. Prenons les bâtiments en forme de "L" de la zone Grand Rond (en haut à droite de l'image). Ces bâtiments sont mal classés mais visuellement, nous ne sommes capables de les identifier comme tels que grâce à leur forme et non grâce à leur amplitude. Une description morphologique

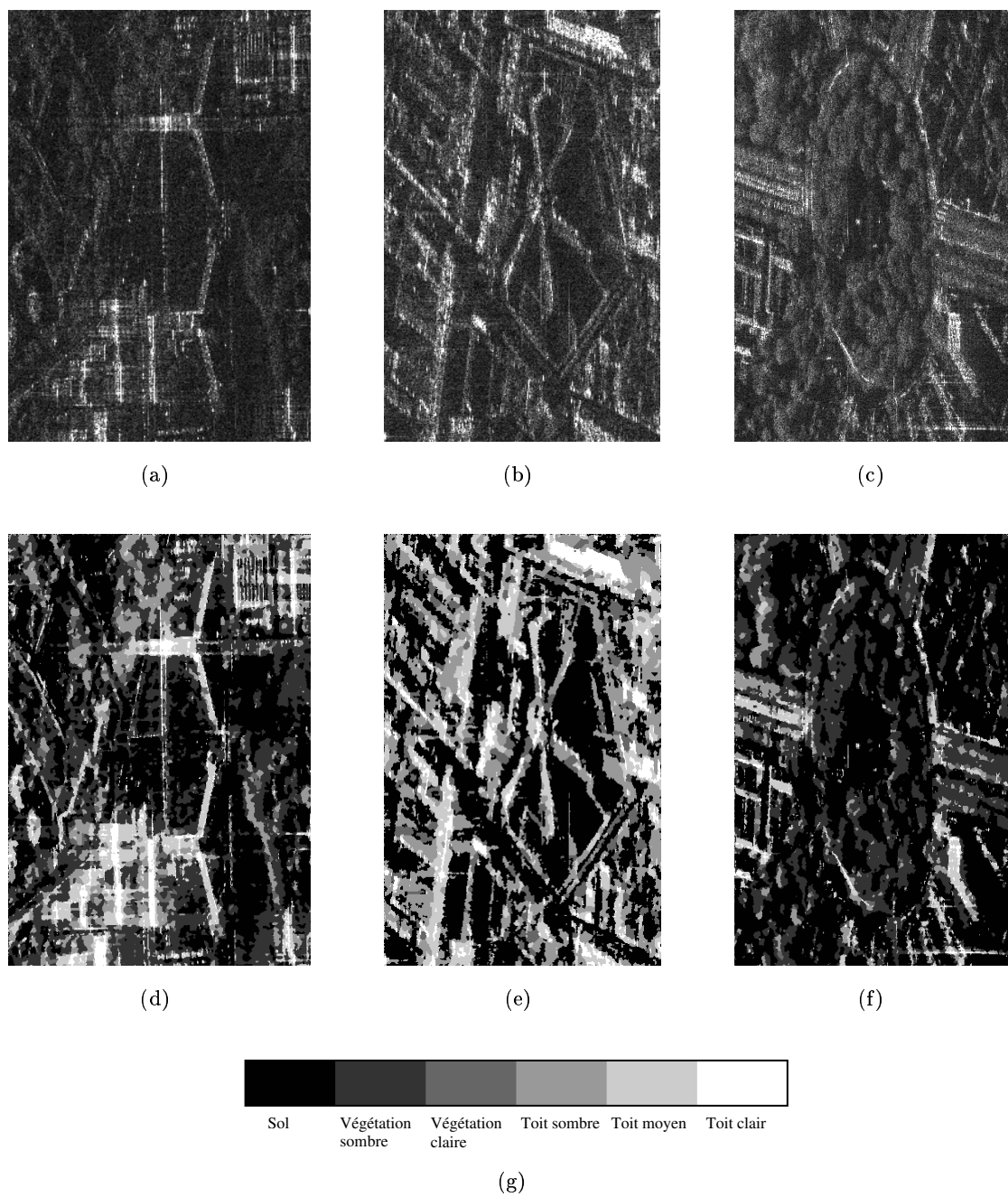


FIG. E.2 : Résultats sur trois extraits : zones Cité U ((a) et (d)), Prison St Michel ((b) et (e)) et Grand Rond ((c) et (f)). Les images d'amplitude sont sur la première ligne et les images de segmentation sur la seconde ligne. La zone du Grand Rond est une autre partie de la trace qui n'a absolument pas été utilisée dans la phase d'apprentissage.

TAB. E.4 : *Matrice de confusion calculée en validation croisée. Les calculs ont été effectués pour la trace 1 et sont le résultat du moyennage des résultats de la zone prison et cité U.*

	SOL	VGT SOMBRE	VGT CLAIRE	TOIT SOMBRE	TOIT MOYEN	TOIT CLAIR
SOL	99.10	0.90	0.0	0.0	0.0	0.0
VGT SOMBRE	2.04	97.50	0.40	0.06	0.0	0.0
VGT CLAIRE	0.0	9.82	58.78	30.88	0.53	0.0
TOIT SOMBRE	2.38	6.20	16.98	64.53	9.89	0.0
TOIT MOYEN	0.0	2.54	18.92	8.43	67.13	1.25
TOIT CLAIR	0.0	0.0	0.0	0.0	3.04	96.96

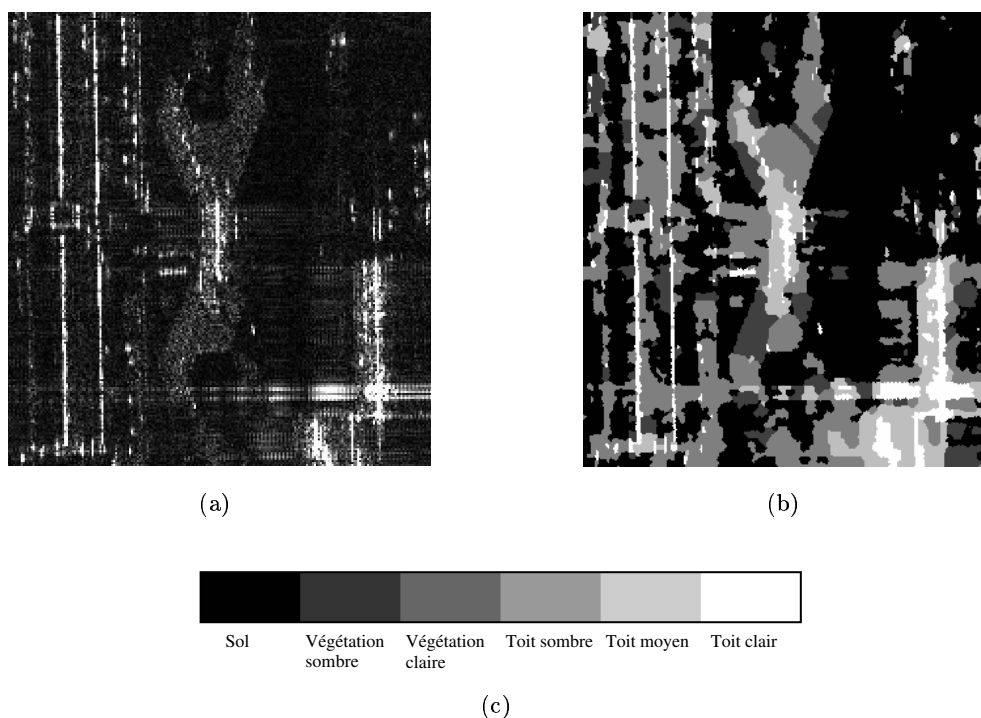


FIG. E.3 : *Résultat de la segmentation sur un bâtiment du CNES (bâtiment Poincaré) : (a) : image d'amplitude et (b) : image de classification.*

est nécessaire pour lever les ambiguïtés. Il serait possible par exemple, d'utiliser une bibliothèque de formes et d'essayer de mettre en correspondance avec les objets de l'image. Nous avons choisi de ne pas introduire une telle approche car nous ne voulons pas nous restreindre à une bibliothèque de formes.

Malgré cette limite la segmentation markovienne est de grande qualité comme le prouve les matrices de confusion. De plus, la résolution des images n'a pas été dégradée.

E.2.2 Fusion de la classification, de l'interférogramme et de la cohérence

Les potentiels choisis sont regroupés dans le tableau de la Figure E.2.2. Le choix se fait de manière empirique mais l'algorithme est robuste vis-à-vis des paramètres. La démarche empirique n'handicape pas la qualité du résultat. Il est évidemment possible de faire un apprentissage automatique à partir

des zones d'apprentissage. Un travail sur les histogrammes des niveaux de gris sur ces zones doit permettre de tracer les potentiels optimaux.

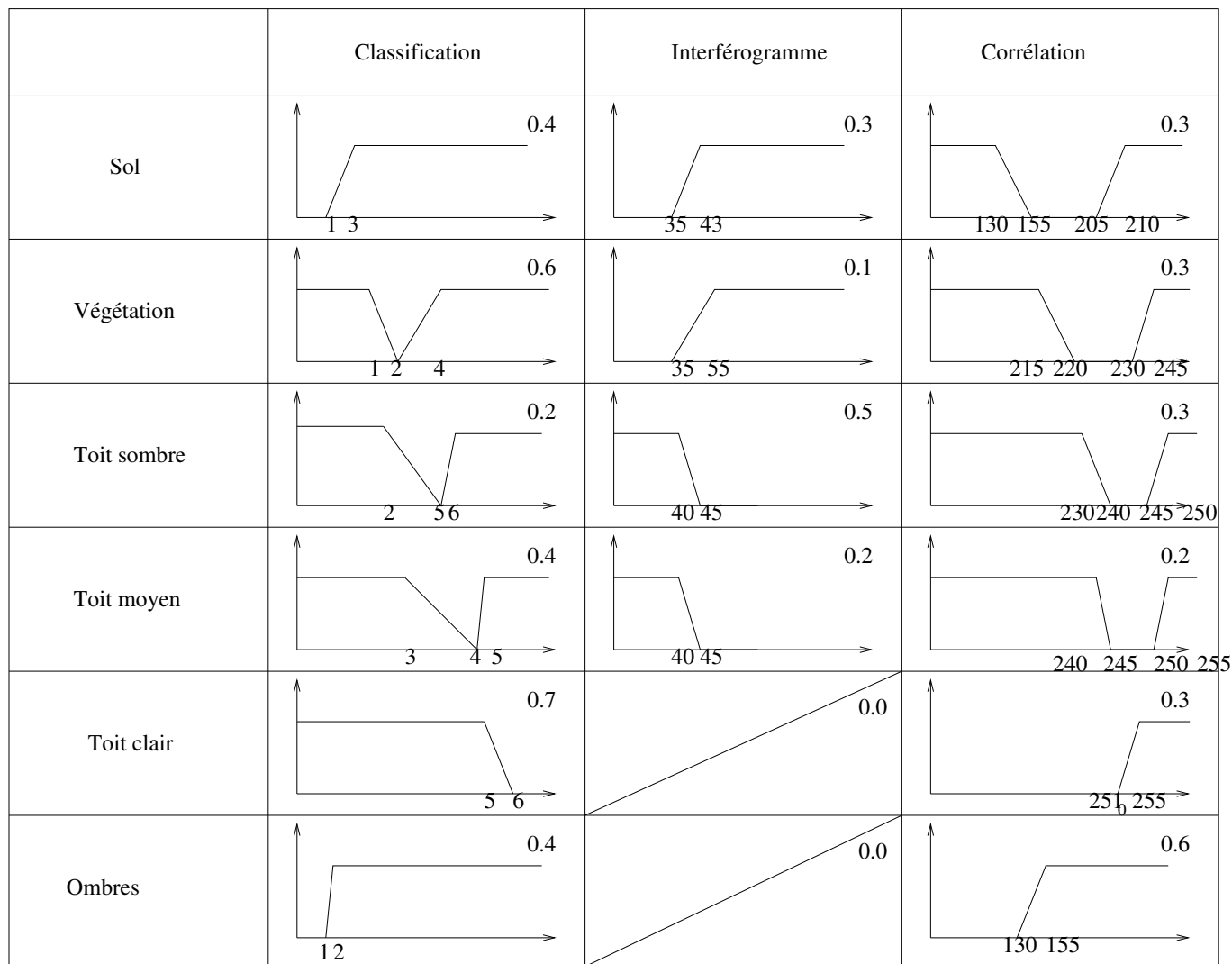


FIG. E.4 : Potentiels élémentaires choisis pour les images RAMSES. Le nombre en haut à droite de chaque courbe correspond aux paramètres de poids $\lambda_{l_s,ca}$ (voir équation 6.4)

E.3 Régularisation de l'interférogramme

L'algorithme de régularisation de la phase interférométrique a été décrit au Paragraphe 6.3.1.3. Nous présentons ici l'influence de la fonction de processus de bords et des paramètres. Nous avons retenu trois fonctions de processus de bords de [Geman et Reynolds, 1992, Charbonnier et al., 1997] :

$$\Psi_{GM}(u) = \frac{u^2}{1 + u^2} \quad (\text{E.1})$$

$$\Psi_{HL}(u) = \log(1 + u^2) \quad (\text{E.2})$$

$$\Psi_{GeR}(u) = -\frac{1}{1 + \left|\frac{u}{\Delta}\right|} \quad (\text{E.3})$$

u est égal soit à $D_C^1(\phi)$, soit à $D_C^2(\phi)$ selon le type de surface à reconstruire. En effet, les zones urbaines sont faites essentiellement de surfaces planes horizontales ou non.

Les allures de ces fonctions (Figure E.5) donnent un bon aperçu de leurs propriétés : plus la pente de la fonction est grande, plus les discontinuités sont préservées (ainsi que le bruit local). Ces trois fonctions seront testées et nous déterminerons la plus appropriée à notre application.

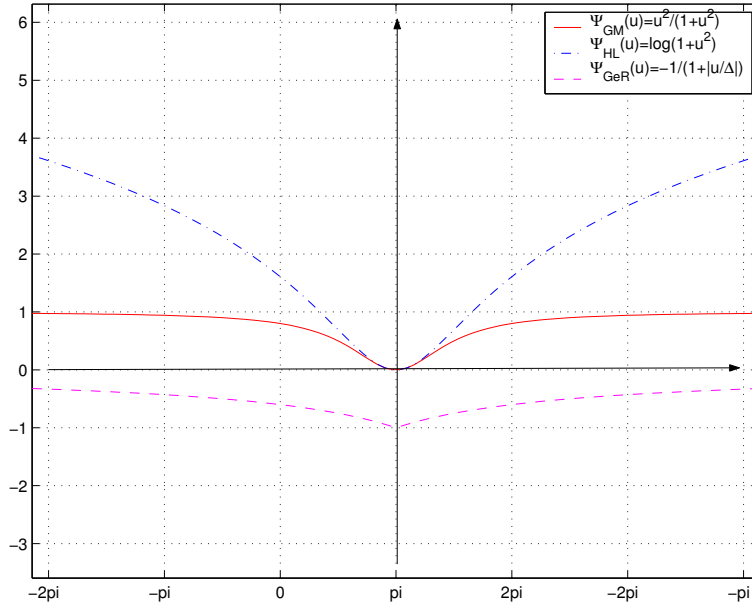


FIG. E.5 : Allure des différentes fonctions Ψ proposées dans la littérature.

E.3.1 Simulations et images réelles

Les simulations sont faites à partir d'un MNS (Figure E.6(a)), de la cohérence et de la carte des coins réflecteurs. En utilisant l'équation 6.6 et l'hypothèse d'une fonction de probabilité gaussienne pour la phase interférométrique, l'interférogramme peut être calculé.

Le paramètre de régularisation β est une pondération entre l'attache aux données et le terme de régularisation. D'un côté si β est trop faible, l'image sera peu restaurée ; d'un autre côté, si β est trop grand, les données seront trop lissées. Plus Ψ préserve les bords, plus β doit être grand pour avoir un aspect lisse. Un compromis doit donc être trouvé. Plusieurs valeurs sont testées à la fois sur les données réelles et sur les données simulées. Des coupes dans les images permettent de visualiser la phase sur une ligne (Figure E.6(b)).

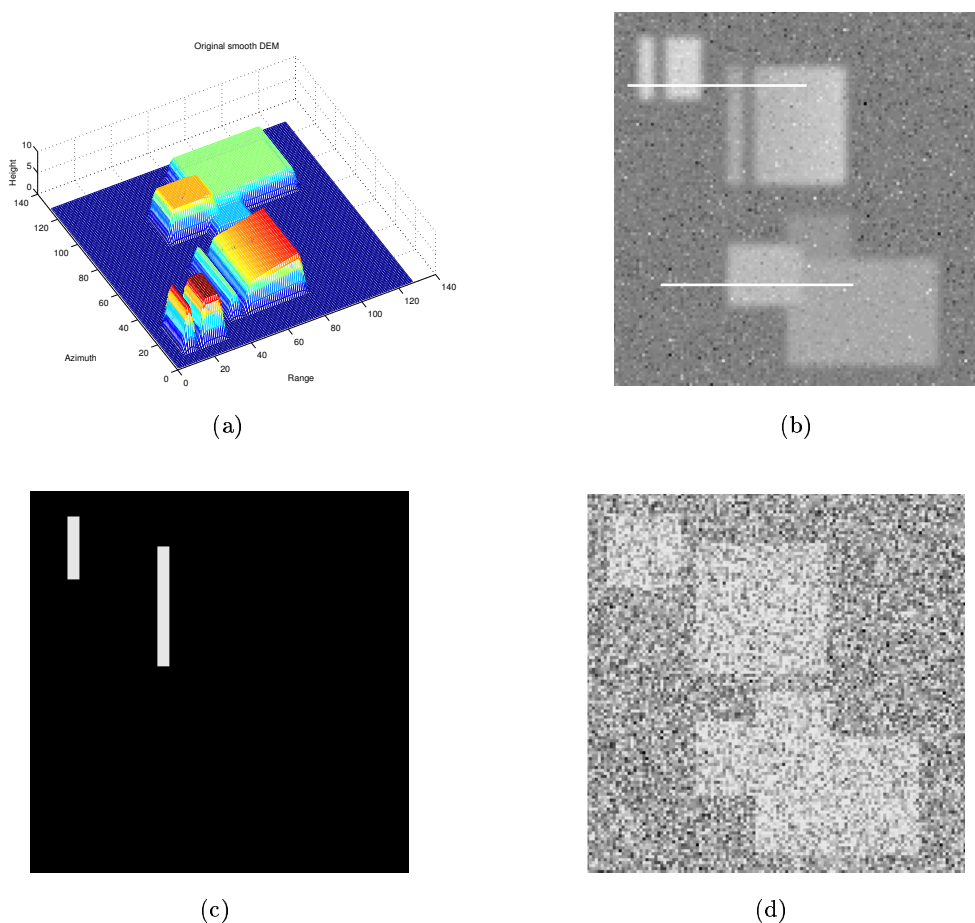


FIG. E.6 : Images simulées : MNE [E.6\(a\)](#), carte des coins réflecteurs [E.6\(c\)](#), cohérence [E.6\(d\)](#) et l'interférogramme simulé correspondant [E.6\(b\)](#). Les lignes blanches dans [E.6\(b\)](#) correspondent à des coupes test sur lesquelles l'évolution de la phase interférométrique au fil des filtrages est étudiée. Le bruit est gaussien.

Nous présentons seulement les résultats pour les fonctions Ψ_{GM} et Ψ_{HL} car la fonction Ψ_{GeR} a un comportement très similaire, vis à vis de β de celui de la fonction Ψ_{HL} . La fonction Ψ_{GM} est celle qui préserve le plus les bords, c'est pour cela qu'il faut prendre un β plus grand pour avoir un résultat lissé. Finalement, selon les Figures [E.7\(b\)](#) et [E.8\(b\)](#), nous concluons que :

- $\beta_{GM} = 0.6$
- $\beta_{HL} = 0.4$
- $\beta_{GeR} = 0.4$

Les fonctions Ψ testées ont un comportement global similaire une fois que le paramètre β est adapté à chacune (Figures [E.9](#) et [E.10](#)). De petits détails, près des bâtiments ou des toits plans, sont toutefois décelables. En fait le choix de la fonction dépend surtout de l'application souhaitée. Le modèle *GeR* respecte le plus les plans et les petits détails, mais il est moins précis sur les bords qui deviennent un peu flous. Ce modèle est tout de même un bon compromis entre une description très abrupte des bâtiments et une restauration très lisse.

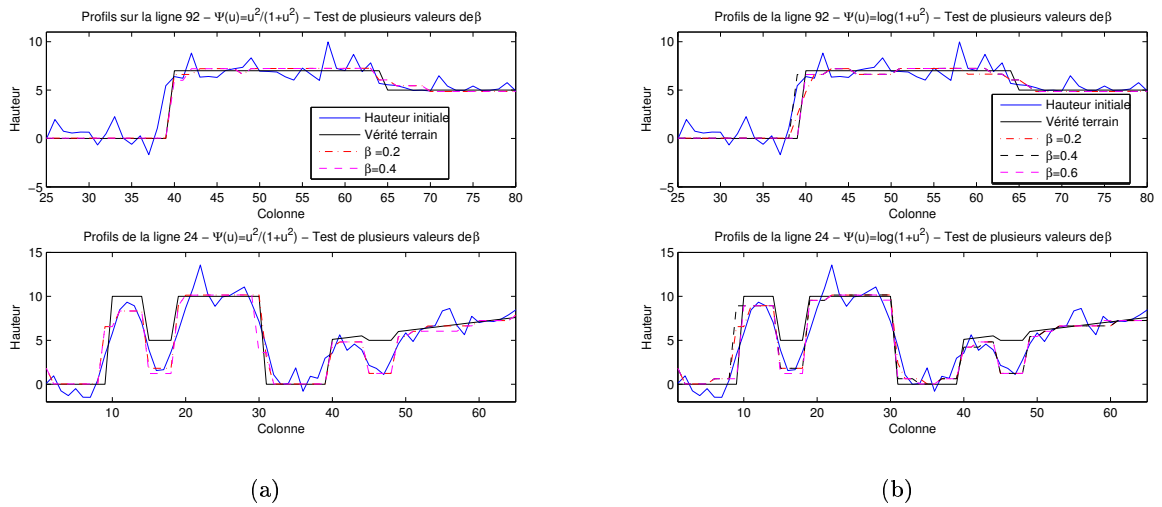


FIG. E.7 : Influence du paramètre de régularisation β sur les résultats de la restauration avec des images simulées. Sur la Figure E.7(a), la fonction Ψ_{GM} est utilisée alors que sur la Figure E.7(b), la fonction Ψ_{HL} est utilisée.

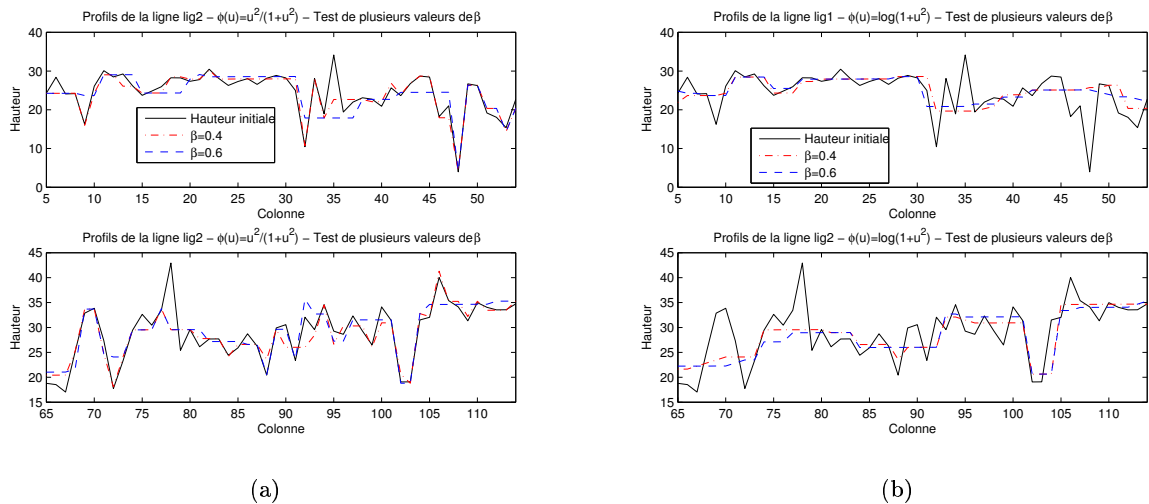


FIG. E.8 : Influence du paramètre de régularisation β sur les résultats de la restauration avec des images réelles. Sur la Figure E.8(a), la fonction Ψ_{GM} est utilisée alors que sur la Figure E.8(b), la fonction Ψ_{HL} est utilisée.

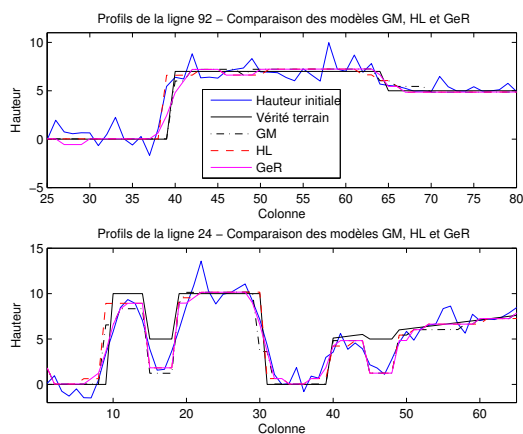


FIG. E.9 : Comparaison des différentes fonctions Ψ pour la restauration des images simulées.

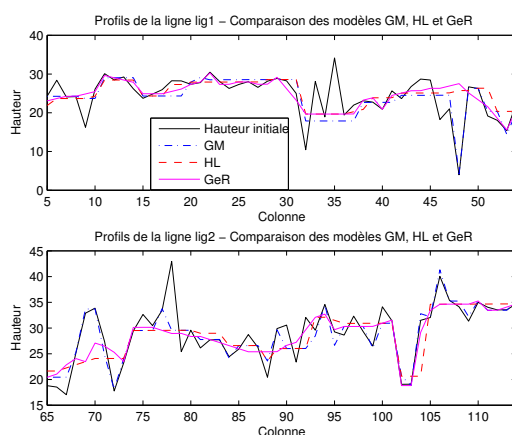


FIG. E.10 : Comparaison des différentes fonctions Ψ pour la restauration des images réelles.

E.3.2 Décisions

A notre avis, le modèle GeR , avec un paramètre de régularisation égal à 0.4, est le meilleur modèle pour conserver les bâtiments et leurs toits dans les interférogrammes à haute résolution en milieu urbain.

Les résultats des trois modèles sur des données réelles sont présentés à la Figure E.11. Une analyse visuelle est faite et les mêmes conclusions que précédemment sont obtenues.

E.4 Approximation des bâtiments par une forme polygonale

Les bâtiments des villes réelles ressemblent souvent à des polygones, à l'exception de certains bâtiments circulaires. Or la classification fournit des formes qui sont loin d'être des polygones parfaits. Néanmoins ces formes sont proches du résultat attendu et il apparaît réaliste de vouloir reconstruire le meilleur polygone qui décrirait le bâtiment, à partir de la classification. Ainsi l'algorithme de contour actif CASP [Chesnaud et al., 1999] répond à cette attente. Le CASP est un contour actif fondé sur les régions qui utilise les statistiques des régions des images d'amplitude radar. Seuls des polygones sont recherchés et le nombre de nœuds est limité. Cet algorithme a été adapté à l'estimation de la



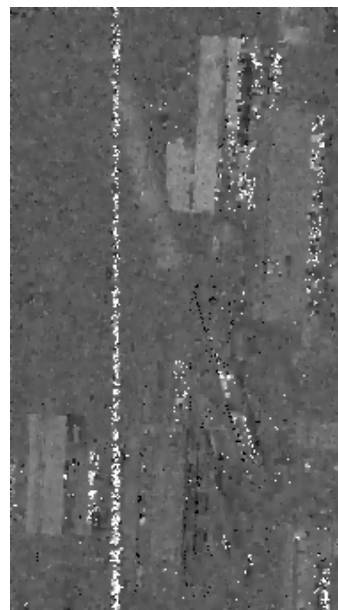
(a)



(b)



(c)



(d)

FIG. E.11 : Résultats du filtrage de l'interférogramme (a) avec les trois modèles GM (b), HL (c) et GeR (d)

forme polygonale des bâtiments.

E.4.0.1 Principe

Les contours sont définis par la position des nœuds. A chaque itération, le nombre de nœuds est augmenté si l'optimisation des n nœuds initiaux laisse une énergie de configuration trop élevée. Le contour actif repose sur une énergie calculée à partir de la forme initiale donnée par la classification et l'interférogramme. La simplification de l'énergie proposée dans [Chesnaud et al., 1999] n'a pas été codée mais pourrait l'être pour accélérer les traitements.

E.4.0.2 Fonctions d'énergie

La fonction d'énergie du contour C est définie par la forme originale du bâtiment B et de la phase interférométrique :

$$U(C) = (1 - \beta)U_\phi(C) + \beta U_{forme}(C) \quad (\text{E.4})$$

$$U_\phi(C) = \sum_{t \in S_C} \frac{(\phi_t - \mu_B)^2}{2\sigma_B^2} \quad (\text{E.5})$$

$$U_{forme}(C) = \left| \frac{\omega \text{card}(S_C - S_C \cap B) + \text{card}(B - S_C \cap B)}{2} \right|^2 \quad (\text{E.6})$$

avec B et S_C l'ensemble des pixels de la forme respectivement initiale et polygonale des bâtiments, μ_B et σ_B la moyenne et l'écart-type de la phase sur le bâtiment initial (B), β est la pondération entre les deux termes d'énergie et ω est la pondération entre les deux sortes de pixels qui n'appartiennent pas à $S_C \cap B$. La définition des régions est explicitée à la Figure E.12.

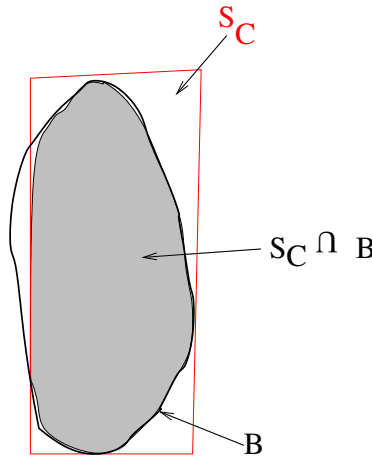


FIG. E.12 : Définition des régions B , S_C et $B \cap S_C$ utilisées dans le formalisme explicatif du CASP.

La fonction de vélocité de l'énergie $U(C)$, définie comme la dérivée de U sur la surface, ne peut pas être calculée explicitement. Le critère est alors calculé numériquement pour chaque position du contour avec les Equations E.5 et E.6. Le contour le plus précis est celui qui minimise la fonction d'énergie U pour un nombre N de nœuds.

E.4.0.3 Algorithme d'optimisation

La minimisation de U est obtenue par itération. A chaque étape, le nombre de nœuds n_{noeuds} est fixé. L'algorithme s'écrit :

pour $4 \leq n_{noeuds} \leq N$:

- recherche du polygone optimal pour n_{noeuds} . Pendant N_{it} itérations :
 - choisir aléatoirement le nœud qui doit être déplacé,
 - choisir aléatoirement les déplacements azimutal et radial du nœud dans un intervalle prédéfini $[-\delta, +\delta]$,
 - calculer la valeur de U pour ce nouveau contour,
 - accepter ce contour si l'énergie a diminué lors du déplacement.
- ajouter deux nouveaux nœuds si le critère (C_1) n'est pas vérifié, avec (C_1) défini par :

$$(C_1) : \frac{U_{forme}}{card(B)} < th_1 \quad (E.7)$$

Si (C_1) est vérifié, l'algorithme s'arrête. Les nœuds sont ajoutés sur les côtés les plus éloignés de la forme initiale.

Les valeurs des paramètres sont, par expérience, égaux à : $N = 10$, $\delta = 4$, $N_{it} = 6000$, $th_1 = 0.17$, $\omega = 2$ et $\beta = 0.6$. Le nombre d'itérations N_{it} doit être suffisamment grand pour assurer la convergence de l'algorithme. L'initialisation du contour actif est faite par le rectangle englobant du bâtiment.

L'évolution du contour à chaque ajout de nœuds est présenté à la Figure E.13. Selon la forme du bâtiment, le contour actif a besoin de plus ou moins de nœuds.

Tous les bâtiments de taille suffisamment grande (100 pixels) sont traités (Figure E.14). En sortie, chacun est approximé par un polygone et il n'y a plus de trous sur le toit. Evidemment, s'il y a une cour intérieure et que toutes les parties extérieures sont détectées comme connexes, la cour intérieure sera perdue. A cette limitation près, les résultats sont positifs car les bâtiments retrouvent des formes plus cohérentes par rapport à la signification réelle des objets.

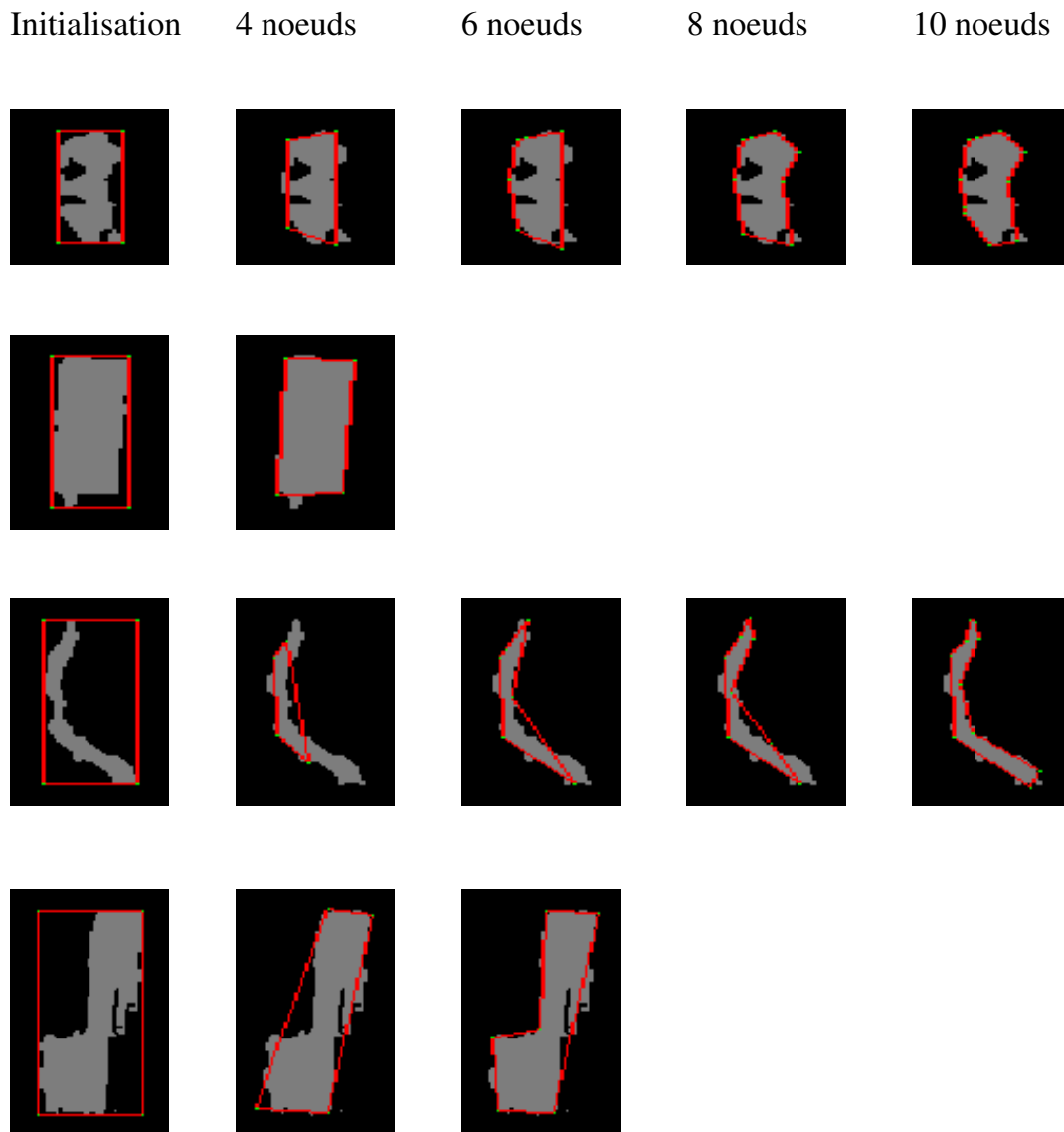
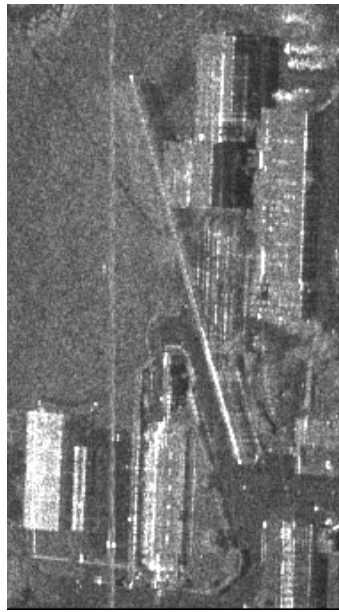


FIG. E.13 : *Evolution du contour au cours de l'optimisation du contour actif pour différents bâtiments du quartier Bayard. Les images sont celles du meilleur contour pour un nombre n_{noeuds} de noeuds donné. Si la forme est jugée satisfaisante (i.e. quand il n'y a pas trop de pixels ignorés ou quand il n'y a pas trop de pixels rajoutés dans la forme) pour un certain nombre de noeuds, alors l'algorithme s'arrête.*



(a)



(b)

FIG. E.14 : *Résultat du contour actif sur la zone des bâtiments isolés du quartier Bayard de Dunkerque (b) et image d'amplitude correspondante (a). La forme initiale est en gris et bleu et la forme finale en gris et blanc.*

Bibliographie

- [Abdelfattah, 2000] Abdelfattah, R. (2000). *Génération d'interférogrammes en Radar à Ouverture Synthétique : Etude de la sensibilité des paramètres d'acquisition des données*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis. [1.2.2](#)
- [Albrecht, 2002] Albrecht, S. (2002). On the properties and efficiency of the SIFFT SAR processing algorithm. In IEEE, éditeur, *Radar Conference*, pages 187–193. [A](#)
- [Amelung et al., 1999] Amelung, F., Galloway, D., Bell, J., Zebker, H., et Lacznia, R. (1999). Sensing the ups and downs of Las Vegas : InSAR reveals structural control of land subsidence and aquifer-system deformations. *Geology*, 27(6) :483–486. [6.1.1](#)
- [Bamler et al., 1998] Bamler, R., Adam, N., et Davidson, G. (1998). Noise-induced slope distortion in 2-D phase unwrapping by linear estimators with application to SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3) :913–921. [1.2.1.3](#)
- [Baudier et Dusséaux, 2002] Baudier, C. et Dusséaux, R. (2002). Scattering of waves by random rough surfaces : comparison of a Rayleigh method and a method in a non-orthogonal coordinate system. In *JINA*. [3](#)
- [Beckmann, 1973] Beckmann, P. (1973). Scattering by non-Gaussian surfaces. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-21(2) :169–175. [3.1.1.2](#)
- [Beckmann et Spizzichino, 1963] Beckmann, P. et Spizzichino, A. (1963). *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces*. Artech House, Inc. [3.1.1](#), [3.1.1.1](#), [3.1.1.2](#), [3.1.1.2](#), [3.2.2.4](#)
- [Besag, 1986] Besag, J. (1986). On the statistical analysis of dirty pictures. *J. Roy. Stat. Soc.*, pages 259–302. [6.3.1.3](#), [D.2.2](#)
- [Bloch, 1996] Bloch, I. (1996). Information combination operators for data fusion : a comparative review with classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 26(1) :52–67. [4.2.2.2](#)
- [Bloch, 2003] Bloch, I. (2003). *Théorie des croyances de Dempster-Shafer - Fusion d'informations en traitement du signal et des images*, chapter 7, pages 119–149. Hermès. (sous la direction de). [6.3.1.1](#)
- [Bolter, 2000] Bolter, R. (2000). Reconstruction of man-made objects from high resolution SAR images. In *IEEE Aerospace Conference*, volume 3, pages 287–292. [3](#), [6.1.2.1](#), [7.2.4](#)
- [Bolter et Leberl, 2000a] Bolter, R. et Leberl, F. (2000a). Phenomenology-based and interferometry-guided building reconstruction from multiple SAR images. In *EUSAR 2000*, pages 687–690. [6.1.2.1](#)
- [Bolter et Leberl, 2000b] Bolter, R. et Leberl, F. (2000b). Shape-from-shadow building reconstruction from multiple view SAR images. In *24th Workshop of the Austrian Association Pattern Recognition*, volume band 142, pages 199–206. [2.2.1.3](#), [6.1.2.1](#)
- [Bolter et Pinz, 1998] Bolter, R. et Pinz, A. (1998). 3D exploitation of SAR images. In *MAVERIC European Workshop*. [\(document\)](#), [6.1.2.1](#)
- [Born et Wolf, 1970] Born, M. et Wolf, E. (1970). *Principles of Optics - Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light*. Pergamon Press, fourth edition. [2](#)

- [Bouland, 2002] Bouland, V. (2002). *Caractérisation électromagnétique des milieux urbains en imagerie de télédétection par radar à synthèse d'ouverture*. Thèse de doctorat, ENST 2002E040. [3](#), [3.2.1](#), [3.3.3.1](#), [3.3.3.3](#)
- [Bruniquel, 1996] Bruniquel, J. (1996). *Contribution de données multi-temporelles à l'amélioration radiométrique et à l'utilisation d'images de radars à synthèse d'ouverture*. Thèse de doctorat, université Paul Sabatier de Toulouse (Sciences). [1.1.3.2](#), [5.1.1](#)
- [Chaabane, 2004] Chaabane, F. (2004). *Suivi multitemporel des mouvements de terrain par interférométrie RSO*. Thèse de doctorat, ENST. [1.2.3.1](#), [6.1.1](#)
- [Charbonnier et al., 1997] Charbonnier, P., Blanc-Féraud, L., Aubert, G., et Barlaud, M. (1997). Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(2) :298–311. [6.3.1.3](#), [E.3](#)
- [Chesnaud et al., 1999] Chesnaud, C., Réfrégier, P., et Boulet, V. (1999). Statistical region snake-based segmentation adapted to different physical noise models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(11) :1145–1157. [7.2.1.2](#), [E.4](#), [E.4.0.1](#)
- [Ciarletti, 2000] Ciarletti, V. (2000). *Electromagnétisme en milieu libre*. Notes de cours DEA MPT (Paris VII). [3](#)
- [Cloude et Papathanassiou, 1998] Cloude, S. et Papathanassiou, K. (1998). Polarimetric SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(5) :1531–1565. [6.1.2.5](#)
- [Cloude et Pottier, 1996] Cloude, S. et Pottier, E. (1996). An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1) :68–78. [4](#), [6.1.2.5](#)
- [CNES, 2000] CNES (2000). *Télédétection et traitement des images SAR (cours de)*. version 1.0. [1.1.2](#)
- [Colin et Tria, 2004a] Colin, E. et Tria, M. (2004a). Applications of continuous wavelet transform to polarimetry and interferometry. In *CEOS 2004*, Ulm, Germany. [4](#), [6.1.2.5](#)
- [Colin et Tria, 2004b] Colin, E. et Tria, M. (2004b). SAR imaging using multidimensional continuous wavelet transform and applications to polarimetry and interferometry. In *RADAR 2004*, Toulouse, France. [6.1.2.5](#)
- [Constantini et al., 2001] Constantini, M., Lombardo, P., Malvarosa, F., Minati, F., Pastina, D., et Pietranera, L. (2001). Correction of artifacts on differential SAR interferometry for the study of subsidence phenomena in urban and suburban areas. In *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, pages 236–240, Roma, Italy. [6.1.1](#)
- [Cooper et al., 1997] Cooper, P., Wons, A., et Gaskell, A. (1997). High resolution synthetic aperture radar using a multiple sub-band technique. In *Radar 97*, number 449, pages 262–267. [2.1.1.2](#)
- [Corona et al., 1987] Corona, P., Ferrara, G., et Gennarelli, C. (1987). Backscattering by loaded and unloaded dihedral corners. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, AP-35(10) :1148–1153. [3](#)
- [Costantini, 1996] Costantini, M. (1996). A novel phase unwrapping method base on network programming. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36 :813–821. [1.2.1.3](#)
- [Cramèr, 1945] Cramèr, H. (1945). *Mathematical Methods of Statistics*. Princeton University Press. [5](#)
- [Cribari-Neto et al., 2002] Cribari-Neto, F., Frery, A., et Silva, M. (2002). Improved estimation of clutter properties in speckled imagery. *Computational Statistics and Data Analysis*, 40 :801–824. [5.1.2.1](#), [5.1.2.1](#)
- [Cumming et Guo, 1997a] Cumming, I. et Guo, Y. (1997a). Analysis and precision processing of radarsat scanSAR data. In *GER'97*. [2.1.1.2](#)

- [Cumming et Guo, 1997b] Cumming, I. et Guo, Y. (1997b). A comparison of phase-preserving algorithms for burst-mode SAR data processing. In IEEE, éditeur, *IGARSS'97*, volume 2, pages 731–733. [A](#)
- [Curlander et McDonough, 1991] Curlander, J. et McDonough, R. (1991). *Synthetic Aperture Radar. Systems and Signal Processing*, A volume in the Wiley Series in Remote Sensing, J.A. Kong. [1.1.1.1](#), [1.1.2](#), [3.2.1](#), [4.2.2.3](#)
- [Dana et Knepp, 1986] Dana, R. et Knepp, D. (1986). The impact of strong scintillation on space based radar design II : noncoherent detection. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 22(1) :34–46. [5](#), [5.1.2.2](#)
- [Degraaf, 1998] Degraaf, S. (1998). SAR imaging via modern 2D spectral estimation methods. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(5) :729–761. [4](#), [4.3](#)
- [Delignon, 1993] Delignon, Y. (1993). *Etude statistique d'images radar de la surface de la mer*. Thèse de doctorat, Université de Rennes-1. ([document](#)), [5.1.2.1](#), [5.1.2.2](#), [5.2.2.1](#)
- [Delignon et al., 1997] Delignon, Y., Garello, R., et Hillion, A. (1997). Statistical modelling of ocean SAR images. *IEEE Proc. Radar Sonar and Navigation*, 144(6) :348–354. [5](#), [5.1.2.1](#), [5.1.2.2](#)
- [Delignon et Pieczynski, 2002] Delignon, Y. et Pieczynski, W. (2002). Modeling non-Rayleigh speckle distribution in SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(6) :1430–1435. [5.1.2.1](#), [5.1.2.1](#)
- [Dell'Acqua et al., 2002] Dell'Acqua, F., Gamba, P., et Lisini, G. (2002). Extraction and fusion of street network from fine resolution SAR data. In *IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 1, pages 89–91, Toronto (Canada). [5.1.2.2](#)
- [Descombes, 1995] Descombes, X. (1995). A fission and fusion Markovian approach for multi-channel segmentation. In *IGARSS'95*, volume 1, pages 124–126. [6.3.1.1](#), [6.3.1.1](#)
- [Desnos et Matteini, 1993] Desnos, Y. et Matteini, V. (1993). Review on structure detection and speckle filtering on ERS-1 images. *EARSeL Advances in Remote Sensing*, 2(2) :52–65. [1](#)
- [Dong et al., 1998] Dong, Y., Forster, B., et Milne, A. (1998). Evaluation of radar image segmentation by markov random field model with gaussian distribution and gamma distribution. In IEEE, éditeur, *IGARSS'98*, volume 3, pages 1617–1619. [6.3.1.1](#)
- [Dupuis et Dubois-Fernandez, 2004] Dupuis, X. et Dubois-Fernandez, P. (2004). Single pass interferometry ping pong mode. In *EUSAR 2004*, pages 765–766, Ulm, Germany. [7.2.3](#)
- [Eltoft, 2003] Eltoft, T. (2003). A new model for the amplitude statistics of SAR imagery. In *IGARSS'03*, volume III, pages 1993–1995. [5](#), [5.1.2.1](#)
- [Epstein, 1948] Epstein, B. (1948). Some applications of the Mellin transform in statistics. In *Annals of Mathematical Statistics*, number 19, pages 370–379. [5.2](#)
- [Ferretti et al., 2000a] Ferretti, A., Ferruci, F., Prati, C., et Rocca, F. (2000a). SAR analysis of building collapse by means of permanent scatterers technique. In IEEE, éditeur, *IGARSS'00*, pages 3219–3221. [6.1.1](#)
- [Ferretti et al., 2001] Ferretti, A., Prati, C., et F.Rocca (2001). Permanent scatterers in SAR interferometry. *IEEE Transactions on geoscience and Remote Sensing*, 39(1) :8–20. [6.1.1](#)
- [Ferretti et al., 2000b] Ferretti, A., Prati, C., et Rocca, F. (2000b). Monitoring of terrain motion using the PS technique. In *EUSAR 2000*, pages 115–118. [6.1.1](#)
- [Ferretti et al., 1997] Ferretti, A., Prati, C., Rocca, F., et Guarneri, A. M. (1997). Multibaseline SAR interferometry for automatic DEM reconstruction. In *Proceedings of 3rd ERS Symposium*, Florence, Italy. [1.2.1.3](#)

- [Ferro-Famil et al., 2003] Ferro-Famil, L., Reigber, A., Pottier, E., et Boerner, W. (2003). Scene characterization using subaperture polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(10) :2264–2276. [4](#)
- [Fjørtoft et al., 2003] Fjørtoft, R., Delignon, Y., Pieczynski, W., Sigelle, M., et Tupin, F. (2003). Unsupervised classification of radar images using hidden Markov chains and hidden random fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(3) :675–686. [II](#), [5.1.2.2](#), [6.3.1.1](#)
- [Fornaro et al., 1996] Fornaro, G., Franceschetti, G., et Lanari, R. (1996). Interferometric SAR phase unwrapping using Green’s formulation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34 :720–727. [1.2.1.3](#)
- [Fornaro et Guarnieri, 2002] Fornaro, G. et Guarnieri, A. M. (2002). Minimum Mean Square Error space-varying filtering of interferometric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(1) :11–21. [6.3.1.3](#)
- [Franceschetti et al., 2002] Franceschetti, G., Iodice, A., et Riccio, D. (2002). A canonical problem in electromagnetic backscattering from buildings. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(8) :1787–1801. [\(document\)](#), [3](#), [3.1.1](#), [3.1.1.3](#), [3.2](#), [3.2.1](#), [3.3](#), [4.2.2.3](#), [5.3.2.2](#), [7.2.4](#), [C.1](#)
- [Franceschetti et al., 2003a] Franceschetti, G., Iodice, A., Riccio, D., et Ruello, G. (2003a). Information content in SAR images of urban areas. In *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on "Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas"*, pages 43–46. [3](#), [3.3.3.3](#)
- [Franceschetti et al., 2003b] Franceschetti, G., Iodice, A., Riccio, D., et Ruello, G. (2003b). SAR raw signal simulation for urban structures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9) :1986–1994. [3](#), [3.1.1.3](#), [3.1.2.1](#)
- [Frery et al., 1997] Frery, A., Müller, H.-J., da Costa Freitas Yanasse, C., et Sant’Anna, S. S. (1997). A model for extremely heterogeneous clutter. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3) :648–659. [5](#), [5.1.2.1](#), [5.1.2.1](#), [5.1.2.2](#)
- [Fruneau et al., 2003] Fruneau, B., Carnec, C., Colesanti, C., Deffontaines, B., Ferretti, A., Mouélic, S. L., Parmentier, A. L., et Rudant, J. (2003). Conventional and PS differential SAR interferometry for monitoring vertical deformation due to water pumping : the Haussman-St Lazare case example. In *FINGE workshop*, Italy. [6.1.1](#)
- [Fruneau et Sarti, 2000] Fruneau, B. et Sarti, F. (2000). Detection of ground subsidence on the city of Paris using radar interferometry : isolation of deformation from atmospheric artifacts using correlation. *Geophysical Research Letters*, 27 :3981–3984. [6.1.1](#)
- [Fung et al., 1992] Fung, A., Li, Z., et Chen, K. (1992). Backscattering from randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2) :356–369. [3](#)
- [Gamba et Houshmand, 1999] Gamba, P. et Houshmand, B. (1999). Three dimensional urban characterization by IFSAR measurements. In International, I. ., éditeur, *IGARSS’99*, volume 5, pages 2401–2403. [\(document\)](#), [6.1.2.2](#)
- [Gamba et Houshmand, 2000] Gamba, P. et Houshmand, B. (2000). Digital surface models and building extraction : A comparison of IFSAR and LIDAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(4) :1959–1968. [2](#)
- [Gamba et al., 2000] Gamba, P., Houshmand, B., et Saccani, M. (2000). Detection and extraction of buildings from interferometric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(1) :611–617. [6.1.2.2](#)
- [Gatelli et al., 1994] Gatelli, F., Guarnieri, A. M., Parizzi, F., Pasquali, P., Prati, C., et Rocca, F. (1994). The wavenumber shift in SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(4) :855–865. [2.2.1.2](#)

- [Geman et Reynolds, 1992] Geman, D. et Reynolds, G. (1992). Constrained restoration and the recovery of discontinuities. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(3) :367–383. [6.3.1.3](#), [6.3.1.3](#), [6.3.2.2](#), [E.3](#)
- [Geman et Geman, 1984] Geman, S. et Geman, D. (1984). Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-6 :721–741. [6.3.1.1](#), [D.1.2](#), [D.1.3](#), [D.2.1](#)
- [Ghiglia et Romero, 1989] Ghiglia, D. et Romero, L. (1989). Direct phase estimation from phase differences using fast elliptic partial differential equation solvers. *Optical Letters*, 15 :1107–1109. [1.2.1.3](#)
- [Goldstein et al., 1988] Goldstein, R., Zebker, H., et Werner, C. (1988). Satellite radar interferometry : Two-dimensional phase unwrapping. *Radio Science*, 23(4) :713–720. [1.2.1.3](#)
- [Goodman, 1975] Goodman, J. (1975). Statistical properties of laser speckle patterns. In Dainty, J., éditeur, *Laser Speckle and Related Phenomena*, volume 9, page 975. Springer-Verlag, Heidelberg. [I](#), [1.1.3.2](#), [5](#)
- [Gouinaud, 1996] Gouinaud, C. (1996). *Traitement d'images satellitaires pour la détection d'agglomérations*. Thèse de doctorat, ENST 96 E 035. [3.2.1](#), [C.1](#)
- [Gradshteyn et Ryzhik, 2000] Gradshteyn, I. et Ryzhik, I. (2000). *Table of integrals, series and Products*. A. Jeffrey and D. Zwillinger, sixth edition. [5.1.1](#), [5.1](#)
- [Graham, 1974] Graham, L. (1974). Synthetic interferometer radar for topographic mapping. In *Proceedings of the IEEE*, volume 62, pages 763–768. [I](#)
- [Griesser et al., 1989] Griesser, T., Balanis, C., et Liu, K. (1989). RCS analysis and reduction for lossy dihedral corner reflectors. In *Proceedings of the IEEE*, volume 77, pages 806–814. [3](#), [3.2.1](#)
- [Griffiths, 1995] Griffiths, H. (1995). Interferometric synthetic aperture radar. *Electronics and Communication Engineering Journal*, pages 247–256. [1.2.2.2](#)
- [Guillaso, 2003] Guillaso, S. (2003). *Complémentarité polarimétrie/interférométrie pour la détection et la caractérisation de cibles*. Thèse de doctorat, IETR, Université de Rennes 1. [6.1.2.5](#)
- [Guillaso et al., 2003a] Guillaso, S., Ferro-Famil, L., Reigber, A., et Pottier, E. (2003a). Analysis of built-up areas from polarimetric interferometric SAR images. In IEEE, éditeur, *IGARSS'03*, pages 1727–1729. [6.1.2.5](#)
- [Guillaso et al., 2003b] Guillaso, S., Reigber, A., Ferro-Famil, L., et Pottier, E. (2003b). Urban area analysis based on ESPRIT-MUSIC methods using polarimetric SAR. In *2nd GRSS/ISPRS joint workshop on remote sensing and data fusion over urban areas*, pages 77–81. [6.1.2.5](#)
- [Haynes et al., 1997] Haynes, M., Capes, R., Lawrence, G., Smith, A., Shilston, D., et Nicholls, G. (1997). Major urban subsidence mapped by differential SAR interferometry. In *Third ERS Symposium on space at the service of our environment*, volume 1, pages 573–577, Florence, Italy. [6.1.1](#)
- [Henry, 2003] Henry, C. (2003). *Détection de points brillants par corrélation complexe entre sous-vues d'une images RSO spatiale*. Thèse de doctorat, LIMA-IRIT/ENSEEIH. [4](#)
- [Henry et al., 2003] Henry, C., Souyris, J.-C., et Marthon, P. (2003). Target detection and analysis based on spectral analysis of SAR image : a simulation approach. In *IGARSS'03*, volume 3, pages 2005–2007. [4](#), [4.2](#), [4.2.1](#)
- [Houshmand et Gamba, 2001] Houshmand, B. et Gamba, P. (2001). Interpretation of InSAR mapping for geometrical structures. *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*. Rome. [6.1.2.2](#)
- [Jakeman et Pusey, 1976] Jakeman, E. et Pusey, N. (1976). A model for non Rayleigh sea echo. *IEEE Transaction on Ant. and Prop.*, 24(6) :806–814. [5](#)

- [Jao, 1984] Jao, J. (1984). Amplitude distribution of composite terrain radar clutter and the K-distribution. *IEEE Transactions on Applied Physics*, 32(10) :1049–1052. [5.1.2.1](#)
- [Kapoor et Nandhakumar, 1995] Kapoor, R. et Nandhakumar, N. (1995). A physics-based approach for detecting man-made objects in ultra-wideband SAR imagery. In *Proceedings of the Workshop on Physics-Based Modeling in Computer Vision*, pages 33–39. [4](#)
- [Kong, 1992] Kong, J. (1992). *Electromagnetic Wave Theory*. Wiley Interscience Publications, New York, second edition. [3](#), [3.1.1](#), [3.1.1.1](#), [3.1.1.2](#), [3.3.3.1](#)
- [Kuan et al., 1987] Kuan, D., Sawchuk, A., Strand, T., et Chavel, P. (1987). Adaptive restoration of images with speckle. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 35(3) :373–383. [II](#), [5.3.2.2](#)
- [Lacoste, 2004] Lacoste, C. (2004). *Extraction de réseaux linéiques à partir d'images satellitaires et aériennes par processus ponctuels marqués*. Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis. [7.2.4](#)
- [Laur, 1989] Laur, H. (1989). *Analyse d'images radar en télédétection : discriminateurs radiométriques et texturaux*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse. [1.1.3.2](#), [5.1.2.2](#)
- [Leberl, 1990] Leberl, F. (1990). *Radargrammetric Image Processing*. Artech House. ([document](#))
- [Lee et al., 1994] Lee, J., Hoppel, K., Mango, S., et Miller, A. (1994). Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(5) :1017–1027. [1.2.3](#), [1.2.3.1](#)
- [Lee et Jurkevich, 1989] Lee, J. et Jurkevich, I. (1989). Segmentation of SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(6) :674–680. [II](#), [5.3.2.2](#), [6.3.1.1](#)
- [Lee et al., 1998] Lee, J.-S., Papathanassiou, K., Ainsworth, T., Grunes, M., et Reigber, A. (1998). A new technique for noise filtering of SAR interferometric phase images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(5) :1456–1465. [6.3.1.3](#)
- [Lee, 2001] Lee, W. (2001). Analytical investigation of urban SAR features having a group of corner reflectors. In *IGARSS'01*, volume 3, pages 1282–1284. [3](#)
- [Lin et al., 1992] Lin, Q., Vesecky, J., et Zebker, H. (1992). New approaches in interferometric SAR data processing. In *IGARSS'92*, pages 779–781. [1.2.2](#)
- [Lisini et al., 2004] Lisini, G., Tison, C., Cherifi, D., Tupin, F., et Gamba, P. (2004). Improving road network extraction in high resolution SAR images by data fusion. In *CEOS*, Ulm, Germany. [6.3.1.6](#)
- [Liu et Li, 1997] Liu, Z.-S. et Li, J. (1997). Feature extraction of a single dihedral reflector from SAR data. In *ICASSP-97*, volume 5, pages 4133–4136. [3.2.1](#)
- [Lopès et al., 1997] Lopès, A., Bruniquel, J., Séry, F., et Nezry, E. (1997). Optimal bayesian texture estimators for speckle filtering of detected and polarimetric data. In IEEE, éditeur, *IGARSS'97*, volume 2, pages 1044–1046. [II](#)
- [Lopès et al., 1990] Lopès, A., Laur, H., et Nezry, E. (1990). Statistical distribution and texture in multilook and complex SAR images. In IEEE, éditeur, *IGARSS'90*, pages 20–24. [5](#), [5.1.2.1](#)
- [López-Martinez et Fàbregas, 2002] López-Martinez, C. et Fàbregas, X. (2002). Modeling and reduction of SAR interferometric phase noise in the wavelet domain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(12) :2553–2566. [6.3.1.3](#)
- [Maître, 2001] Maître, H. (2001). *Traitement des images RSO*. Hermès Science - Collection IC2. (sous la direction de). [1.1.1.1](#), [1.1.1.1](#), [1.1.2](#), [1.2.1](#), [1.2.3.3](#)
- [Maître, 2002] Maître, H. (2002). *Le traitement des images*. Hermès Science - Collection IC2. (sous la direction de). [D](#)

- [Massonnet et Rabaute, 1993] Massonnet, D. et Rabaute, T. (1993). Radar interferometry : Limits and potentials. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 31 :445–464. [1.2.2](#)
- [Massonnet et al., 1993] Massonnet, D., Rossi, M., Carmona, C., Peltzer, G., Feigl, K., et Adragna, F. (1993). The displacement field of the landers earthquake mapped by radar interferometry. *Nature*, 364 :138–142. [I](#)
- [Mattia et Toan, 1999] Mattia, F. et Toan, T. L. (1999). Journal of electromagnetic waves and applications. *Backscattering properties of multi-scale rough surfaces*, 13. [3.1.1.2](#)
- [Maître et Fleuret, 1977] Maître, H. et Fleuret, J. (1977). Identification des défauts de prise de vue entachant une image. *Annales de télécommunications*, 32 :24–36. [A.2.1](#), [A.3.1](#)
- [Menon, 1963] Menon, M. (1963). Estimation of the shape and scale parameters of the Weibull distribution. *Technometrics*, 5 :175–182. [5](#)
- [Méric et al., 1998] Méric, S., Chassay, G., Béchu, O., et tenoux, T. (1998). Propagation prediction calculation used for SAR imaging urban area. *Electronics Letters*, 34(11) :1147–1149. [3](#)
- [Metropolis et al., 1953] Metropolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, N., Teller, A., et Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *J. Chemical Physics*, 21 :1087–1091. [2](#)
- [Moser et al., 2004] Moser, G., Zerubia, J., et Serpico, S. (2004). SAR amplitude probability density function estimation based on a generalized Gaussian scattering model. In *Proc. SPIE Remote Sensing Europe Conference*, Maspalomas, Gran Canaria, Spain. [5.2](#)
- [Nicolas, 2004] Nicolas, J. (2004). Une nouvelle application de la transformée de Mellin : l'étude des lois statistiques en imagerie cohérente. Application aux images RSO. Rapport technique, GET-Télécom Paris. (to appear). [5](#), [5.1.2.1](#)
- [Nicolas et Maruani, 1999] Nicolas, J. et Maruani, A. (1999). Modélisation du chatolement des images de Radar à Synthèse d'Ouverture. Rapport technique ENST99D007, GET-Télécom Paris. [5.2.1.2](#)
- [Nicolas, 2002a] Nicolas, J.-M. (2002a). Introduction aux statistiques de deuxième espèce : Application aux lois d'images RSO. Rapport technique ENST2002D001, GET-Télécom Paris, <http://www.tsi.enst.fr/nicolas/>. ([document](#)), [II](#), [5.1.1](#), [5.2.2.1](#), [5.1](#), [7.2.4](#)
- [Nicolas, 2002b] Nicolas, J.-M. (2002b). Introduction aux statistiques de deuxième espèce : applications des log-moments et des log-cumulants à l'analyse des lois d'images radar. *Traitement du Signal*, 19 :139–167. [5](#), [5.2](#), [5.2.2.1](#)
- [Nicolas et al., 2004] Nicolas, J.-M., Tison, C., et Tupin, F. (2004). Comparison of Beta1-Beta2 diagram and Logcumulant2-Logcumulant3 diagram for SAR image texture classification. In *EUSAR 2004*, pages 133–136. [5.3](#), [7.2.4](#)
- [Nicolas et Tupin, 2002] Nicolas, J.-M. et Tupin, F. (2002). Gamma mixture modeled with "second kind statistics" : Application to SAR image processing. In IEEE, éditeur, *IGARSS'02*, pages 2489–2491. [5.1.2.1](#), [5.2.1.2](#), [5.2.2.2](#)
- [Niemann, 1990] Niemann, H. (1990). *Pattern Analysis and Understanding*. Springer-Verlag, Berlin, Germany. [2](#)
- [Oliver, 1984] Oliver, C. (1984). A model for non-Rayleigh scattering statistics. *Optica Acta*, 31(6) :701–722. [5](#), [5.1.2.1](#)
- [Oliver, 1993] Oliver, C. (1993). Optimum texture estimators for SAR clutter. *J. Phys. D. : Appl. Phys.*, 26 :1824–1835. [5](#), [5.1.2.2](#)
- [Ortner et al., 2003] Ortner, M., Descombes, X., et Zerubia, J. (2003). Building extraction from digital elevation model. In *ICASSP'03*. [6.1.2.3](#)

- [Papathanassiou et al., 2000] Papathanassiou, K., Cloude, S., Reigber, A., et Boerner, W. (2000). Multi-baseline polarimetric SAR interferometry for vegetation parameters estimation. In *IGARSS 2000*, volume 6, pages 2762–2764. [6.1.2.5](#)
- [Paquerault, 1998] Paquerault, S. (1998). *Restitution du relief à partir d'images radar par radarclimétrie*. Thèse de doctorat, ENST 98E007. ([document](#))
- [Pascazio et Schirinzi, 2001] Pascazio, V. et Schirinzi, G. (2001). Estimation of terrain elevation by multi-frequency interferometric wide band SAR data. *IEEE Signal Processing Letters*, 8(1). [1.2.1.3](#)
- [Pascazio et Schirinzi, 2002] Pascazio, V. et Schirinzi, G. (2002). Multi-frequency InSAR height reconstruction through Maximum Likelihood estimation of local parameters. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11(12) :1478–1489. [1.2.1.3](#)
- [Petit, 2004] Petit, D. (2004). *Reconstruction du "3D" par interférométrie radar haute résolution*. Thèse de doctorat, Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT). ([document](#)), [6.1.2.4](#)
- [Petit et Adragna, 1999] Petit, D. et Adragna, F. (1999). A new interferogram simulator : 2SIR. Study of coherence losses for tortured reliefs. In *CEOS SAR Workshop*, pages 591–596. [3](#)
- [Petit et al., 2000] Petit, D., Adragna, F., et Durou, J. (2000). The filtering of layover areas in high-resolution IfSAR for the building extraction. In *EUROPTO*. [3](#)
- [Petit et al., 2001a] Petit, D., Durou, J., et Adragna, F. (2001a). Détection automatique des repliements en interférométrie radar par analyse de "cohérences de pente" multi-décalages. In *ORASIS'01*. [2.2.1.2](#)
- [Petit et al., 2001b] Petit, D., Soucille, L., Durou, J.-D., Adragna, F., Oriot, H., et Simonetto, E. (2001b). Spatial phase behavior in SAR images. In *SPIE*, volume 4173. [A](#)
- [Poggi et al., 2000] Poggi, G., Ragozini, A., et Servadei, D. (2000). A bayesian approach for SAR interferometric phase restoration. In IEEE, éditeur, *IGARSS'2000*, volume 7, pages 3202–3205. [6.3.1.3](#)
- [Poularikas, 1999] Poularikas, A. (1999). *Handbook of Formulas and Tables for Signal Processing*. CRC Press. [5.1.2.1](#), [5.1.2.2](#), [5.2.1.1](#), [5.1](#)
- [Prati et al., 1990] Prati, C., F.Rocca, Guarnieri, A. M., et Damonti, E. (1990). Seismic migration for SAR focusing : Interferometrical applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(4) :627–640. [1.2.2](#)
- [Prati et al., 1992] Prati, C., Giani, M., et Leuratti, N. (1992). SAR interferometry : a 2-D phase unwrapping technique based on phase and absolute values informations. In *IGARSS'92*, pages 2043–2046. [1.2.1.3](#)
- [Prati et al., 1994] Prati, C., Rocca, F., Guarnieri, A. M., et Pasquali, P. (1994). Report on ERS-1 SAR interferometric techniques and applications. Rapport technique, ESA Study contract report, Dipartimento di Elettronica - Politecnico di Milano. [1.2.2](#), [1.6](#)
- [Quartulli et Dactu, 2001] Quartulli, M. et Dactu, M. (2001). Bayesian model based city reconstruction from high resolution ISAR data. *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data over Urban Areas*. Rome. ([document](#)), [6.1.2.3](#)
- [Quartulli et Dactu, 2003] Quartulli, M. et Dactu, M. (2003). Information extraction from high resolution SAR data for urban scene understanding. In *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on "Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas"*, pages 115–119. [6.1.2.3](#), [7.2.1.1](#), [7.2.4](#)
- [Quartulli et Dactu, 2003] Quartulli, M. et Dactu, M. (2003). Stochastic modelling for structure reconstruction from high-resolution SAR data. In *IGARSS'03*, volume 6, pages 4080–4082. [6.1.2.3](#), [7.2.4](#)

- [Quelle et al., 1993] Quelle, H., Delignon, Y., et Marzouki, A. (1993). Unsupervised Bayesian segmentation of SAR images using the Pearson system distributions. In IEEE, éditeur, *IGARSS'93*, volume 3, pages 1538–1540. [5.1.2.1](#), [5.1.2.2](#), [5.2.2.1](#)
- [Ramonet, 1996] Ramonet, I. (1996). Mégavilles. *Le Monde Diplomatique*. ([document](#))
- [Réfrégier et al., 1997] Réfrégier, P., Germain, O., et Gaidon, T. (1997). Optimal snake segmentation of target and background with independent Gamma density probabilities, application to speckled and preprocessed images. *Optics communications*, 137 :382–388. [7.2.1.2](#)
- [Rodriguez,] Rodriguez, E. Maximum likelihood estimation of the interferometric phase from distributed targets. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (to be published). [1.2.3.1](#)
- [Rodriguez et Martin, 1992] Rodriguez, E. et Martin, J. (1992). Theory and design of interferometric synthetic aperture radars. *IEE proceedings - F*, 139(2). [1.2.1.1](#), [1.2.2.2](#), [1.2.3.1](#)
- [Rosen et al., 2000] Rosen, P., Hensley, S., Joughin, I., Li, F., Madsen, S., Rodriguez, E., et Goldstein, R. (2000). Synthetic aperture radar interferometry. In *Proceedings of the IEEE*, volume 88, pages 333–382. [1.2.1](#), [1.2.1.1](#), [1.2.1.3](#), [1.2.3.3](#)
- [Sachs-Jeantet, 1994] Sachs-Jeantet, C. (1994). Villes et gestion des transformations sociales. *MOST - Discussion Paper 2*. www.unesco.org/most/sachsen.htm. ([document](#))
- [Schiavon et Solimini, 2000] Schiavon, G. et Solimini, D. (2000). Dihedral and trihedral corner reflector models for the interpretation of radar returns from urban manufacts. In IEEE, éditeur, *IGARSS'00*, volume 7, pages 2882–2884. [3](#)
- [Schubert, 2004] Schubert, A. (2004). *Stereo-Assisted Interferometric SAR*. Thèse de doctorat, Université Zürich. [6.1.2.5](#), [7.2.4](#)
- [Schwäbisch et Moreira, 1999] Schwäbisch, M. et Moreira, J. (1999). The high resolution airborne interferometric SAR AeS-1. In *Fourth International Airborne Remote Sensing and Exhibition - 21st Canadian Symposium on Remote Sensing*. [1.1.2.1](#)
- [Sijbers et al., 1998] Sijbers, J., Dekker, A. D., Scheunders, P., et Dyck, D. V. (1998). Maximum-Likelihood estimation of Rician distribution parameters. *IEEE Trans. on Med. Imaging*, 17(3) :357–361. [5](#)
- [Simonetto, 2002] Simonetto, E. (2002). *Extraction 3D de structures industrielles sur des images RAMSES haute résolution par radargrammétrie*. Thèse de doctorat, ONERA/ENST Bretagne, Ecole doctorale MATISSE, Rennes. ([document](#)), [5.1.2.2](#), [6.1.2.5](#), [7.2.4](#)
- [Soergel et al., 2000a] Soergel, U., Schuls, K., Thoennessen, U., et Stilla, U. (2000a). 3D-visualization of interferometric SAR data. In *EUSAR 2000*, pages 305–308. [6.1.2.4](#)
- [Soergel et al., 2000b] Soergel, U., Thoennessen, U., Gross, H., et Stilla, U. (2000b). Segmentation of interferometric SAR data for building detection. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 33 :328–335. [6.1.2.4](#)
- [Soergel et al., 2003a] Soergel, U., Thoennessen, U., et Stilla, U. (2003a). Iterative building reconstruction from multi-aspect InSAR data. In *ISPRS working group III/3 Workshop "3D Reconstruction from airborne laserscanner and InSAR data"*, volume XXXIV. ([document](#)), [6.1.2.4](#), [6.2.2](#), [6.3.3](#), [7.2.3](#), [7.2.4](#), [7.2.4](#)
- [Soergel et al., 2003b] Soergel, U., Thoennessen, U., et Stilla, U. (2003b). Visibility analysis of man-made objects in SAR images. In *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on "Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas"*, pages 120–124. [2.2.1.1](#), [3](#), [7.2.1.1](#), [7.2.4](#)
- [Stilla et al., 2003] Stilla, U., Soergel, U., et Thoennessen, U. (2003). Potential and limits of InSAR data for building reconstruction in built-up areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, pages 113–123. [2.2.1.1](#)

- [Stuart et Keith, 1987] Stuart, A. et Keith, J. (1987). *Kendall's Advanced Theory of Statistics*. Griffin, fifth edition. 5.2.2.1, 5.2.2.1, 5.3
- [Suk et Chung, 1983] Suk, M. et Chung, S. (1983). A new image segmentation technique based on partition model test. *Pattern Recognition*, 16(5) :469–480. 6.5
- [Szajnowski, 1977] Szajnowski, W. (1977). Estimators of log-normal distribution parameters. *IEEE Trans. on Aerospace and Electr. Systems*, 13(5) :533–536. 5, 5.1.2.2
- [Taillandier, 2004] Taillandier, F. (2004). *Reconstruction du bâti : une approche multi-vues*. Thèse de doctorat, MATIS. 7.2.4
- [Taket et al., 1991] Taket, N., Howarth, S., et Burge, R. (1991). A model for imaging of urban areas by synthetic aperture radar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 29(3) :432–443. 3, 3.3.3.2, C.1
- [Tison et al., 2004a] Tison, C., Nicolas, J., Tupin, F., et Maître, H. (2004a). A new statistical model of urban areas in high resolution SAR images for Markovian segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(10). Special issue on IGARSS'03. 6.3.1.1
- [Tison et al., 2004b] Tison, C., Tupin, F., et Maître, H. (2004b). Retrieval of building shapes from shadows in high resolution SAR interferometric images. In *IGARSS'04*. to appear. 7.2.1.2
- [Tison et al., 2004c] Tison, C., Tupin, F., Nicolas, J.-M., et Maître, H. (2004c). Urban area DEM extraction from high resolution interferometric SAR images : fusion of detectors. In *RADAR 2004*. 2.2.1.3
- [Toutin et Gray, 2000] Toutin, T. et Gray, L. (2000). State-of-the-art of elevation extraction from satellite SAR data. *Photogrammetry and Remote Sensing*, 55(1) :13–33. 6.1.2.5
- [Touzi et al., 1988] Touzi, R., Lopes, A., et Bousquet, P. (1988). A statistical and geometrical edge detector for SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(6) :764–773. II
- [Touzi et al., 1999] Touzi, R., Lopez, A., Bruniquel, J., et Vachon, P. (1999). Coherence estimation for SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1) :135–149. 1.2.3.2
- [Treuhaft et Cloude, 1999] Treuhaft, R. et Cloude, S. (1999). The structure of oriented vegetation from polarimetric interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5) :2620–2624. 6.1.2.5
- [Trouvé, 1996] Trouvé, E. (1996). *Imagerie interférentielle en radar à ouverture synthétique*. Thèse de doctorat, ENST 96E014. 1.2.1, 2, 1.2.2, 6.3.1.1
- [Tsang et al., 1985] Tsang, L., Kong, J., et Shin, R. (1985). *Theory of Microwave Remote Sensing*. Wiley, New York. I
- [Tupin, 2003] Tupin, F. (2003). Extraction of 3D information using overlay detection on SAR images. In *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on "Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas"*, pages 72–76. 6.1.2.1
- [Tupin et al., 1999] Tupin, F., Bloch, I., et Maître, H. (1999). A first step toward automatic interpretation of SAR images using evidential fusion of several structure detectors. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3) :1327–1343. 6.2.2
- [Tupin et al., 1998] Tupin, F., Maître, H., Mangin, J.-F., Nicolas, J.-M., et Pechersky, E. (1998). Detection of linear features in SAR images : application to road network extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2) :434–453. 6.3.1.2, 6.3.1.6
- [Tupin et Roux, 2003] Tupin, F. et Roux, M. (2003). Detection of building outlines based on the fusion of SAR and optical features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, pages 71–82. 7.2.4

- [Ulaby et Elachi, 1990] Ulaby, F. et Elachi, C. (1990). *Radar Polarimetry for Geoscience Applications*. Artech House. (sous la direction de). [3.1.1](#)
- [Wegmuller et al., 2000] Wegmuller, U., Strozzi, T., Werner, C., Wiesmann, A., Benecke, N., et Spreckels, V. (2000). Monitoring of mining-induced surface deformation in the Ruhrgebiet (Germany) with SAR interferometry. In *IGARSS'00*, volume 6, pages 2771–2773. [6.1.1](#)
- [Wilkinson, 1998] Wilkinson, A. (1998). Synthetic aperture radar interferometry : A model for the joint statistics in layover areas. In IEEE, éditeur, *Communications and Signal Processing 1998 (COMSIG'98)*, pages 333–338. [2.2.1.2](#)
- [Winter et al., 1997] Winter, A., Maître, H., Cambou, N., et Legrand, E. (1997). Entropy and multiscale analysis : a new feature extraction for aerial image. In *IEEE ICIP*, volume 4, pages 2765–2768. [4.2](#), [4.2.2.1](#)
- [Wu, 1982] Wu, F. (1982). The Potts model. *Review of Modern Physics*, 54 :235–268. [6.3.1.1](#), [6.3.1.1](#)
- [Xia et Henderson, 1997] Xia, Z. et Henderson, F. (1997). Understanding the relationships between radar response and the bio- and geophysical parameters of urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(1) :93–101. [1.1.1.2](#)
- [Yee, 1966] Yee, K. (1966). Numerical solution of initial boundary value problems involving Maxwell's equations in isotropic media. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 14(3). [3](#), [3.3.3.1](#), [5.3.2.2](#)
- [Zakharov et Tugarinov, 2000] Zakharov, A. et Tugarinov, P. (2000). On the use of FFT for the phase unwrapping of interferogram with poor quality. In *EUSAR 2000*, pages 509–511. [1.2.1.3](#)
- [Zebker et al., 1994] Zebker, H., Farr, T., Salazar, R., et Dixon, T. (1994). Mapping the world's topography using radar interferometry : the TOPSAT mission. In *Proceedings of the IEEE*, volume 82, pages 7547–7563. [1.2.3.1](#), [2.2.2.2](#)
- [Zebker et Lu, 1998] Zebker, H. et Lu, Y. (1998). Phase unwrapping algorithms for radar interferometry - residue-cut, least-squares, and synthesis algorithms. *Journal of Optical Society of America*, 15(3) :586–598. [1.2.1.3](#)
- [Zinger et al., 2003] Zinger, S., Nikolova, M., Roux, M., et Maître, H. (2003). Rééchantillonnage des données 3D laser aéroporté en milieu urbain. In *ORASIS*, pages 75–82. [6.3.1.3](#)

Liste des publications

Journaux

- C. Tison, JM. Nicolas, F. Tupin, H. Maître, **A new statistical model of urban areas in high resolution SAR images for Markovian segmentation**, à paraître dans *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (IGARSS'03 special issue)*, vol. 42, n° 10, octobre 2004
- C. Tison, F. Tupin, H. Maître, **Un premier pas vers l'extraction de MNS urbains en interférométrie ROS à haute résolution par fusion de détecteurs**, soumis à la *Revue de la SFPT (numéro spécial sur "Images haute-résolution, données 3D et réalité virtuelle")*, 2004

Conférences avec actes

- C. Tison, JM. Nicolas, F. Tupin, **Classification of X-Band High Resolution SAR Images over Urban Areas : Markovian Segmentation using Mellin Transform**, in *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, pp 110-114, Berlin, Germany, 22-23 May, 2003
- C. Tison, JM. Nicolas, F. Tupin, **Accuracy of Fisher Distributions and Log-moment Estimation to describe Amplitude Distributions of High Resolution SAR Images over Urban Areas**, in *IGARSS'03*, vol. III, pp 1999-2001, Toulouse, France, 21-25 July, 2003
- C. Tison, F. Tupin, JM. Nicolas, H. Maître, **Decomposition en sous-bande pour l'analyse d'images SAR haute résolution en milieu urbain**, in *Journées d'étude sur les méthodes pour les signaux complexes en traitement des images*, INRIA-Rocquencourt, France, pp 77-87, 9-10 décembre 2003
- C. Tison, F. Tupin, H. Maître, **Extraction of urban elevation models from high resolution interferometric SAR images**, in *EUSAR 2004*, pp 411-414, Ulm, Germany, 24-27 May 2004
- F. Tupin, C. Tison, **Sub-aperture decomposition for SAR urban area analysis**, in *EUSAR 2004*, p 431-434, Ulm, Germany, 24-27 May 2004
- J.M. Nicolas, C. Tison, F. Tupin, **Comparison of Beta 1- beta 2 diagram and Logcumulant 2-Logcumulant 3 diagram for SAR image texture classification**, in *EUSAR 2004*, p 133-136, Ulm, Germany, 24-27 May 2004
- G. Lisini, C. Tison, D. Cherifi, F. Tupin, P. Gamba, **Improving Road Network Extraction in High Resolution SAR Images by Data Fusion**, in *CEOS'04*, Ulm, Germany, 27-28 May

2004

- C. Tison, F. Tupin, H. Maître, **Retrieval of building shapes from shadows in high resolution SAR interferometric images**, in *IGARSS'04*, Anchorage, USA, 20-24 September 2004
- C. Tison, F. Tupin, J.M. Nicolas, J.C. Souyris, V. Leroy, H. Maître, **Urban DEM from high resolution interferometric SAR images**, in *Radar 2004*, Toulouse, France, 19-21 October 2004 (à paraître)

Communications

- C. Tison, F. Tupin, J.C. Souyris, V. Leroy, H. Maître, **Elevation extraction using HR SAR images over urban environment**, *4th DLR-CNES Workshop, "Information Extraction and Scene Understanding for Meter Resolution Images*, Oberpfaffenhofen (Germany), 26-28 November 2003

Rapport technique

- C. Tison, J.M. Nicolas, F. Tupin, H. Maître, **A new statistical model of urban areas in high resolution SAR images for Markovian segmentation**, *Rapport ENST numéro 2004C001*, Février 2004