



Université de Montréal

Département de géographie, Faculté des arts et des sciences

---

*Cette thèse intitulée*

**Extraction des informations sur la morphologie des milieux urbains  
par analyse des images satellites radars interférométriques**

*Présentée par*

**Michelle Aubrun**

*A été évaluée par un jury composé des personnes suivantes*

**Liliana Perez**

Président-rapporteur

**François Cavayas**

Directeur de recherche

**Claude Codjia**

Membre du jury

**Florence Tupin**

Examineur externe

## Remerciement

Je souhaite en premier lieu remercier mon directeur de recherche, Francois Cavayas, pour m'avoir fait confiance, m'avoir trouvé plusieurs sources de financements et m'avoir aidée. Merci beaucoup.

Je remercie également Erwan Pau-Corfa pour son accueil au sein du laboratoire de Télédétection et m'avoir présenté le logiciel PCI Geomatica. Merci aussi à Kosal Khun pour m'avoir présenté le logiciel ENVI. Ces logiciels m'ont permis de réaliser plusieurs prétraitements sur mes données.

Merci à Claude Codjia pour m'avoir fourni des données RSO sur Montréal indispensables à la constitution de cette thèse. Merci aussi pour avoir toujours été présent pour répondre à mes questions.

Un grand merci à Yacine Bouroubi pour m'avoir soutenue moralement et conseillée tout au long de cette thèse. Et merci de m'avoir fait confiance en me confiant plusieurs missions au sein de son entreprise, Effigis.

Enfin, merci à ma Maman, Dominique Aubrun, d'avoir accepté que je réside plusieurs années au Canada. Et à mon conjoint, Tanguy Duval, pour m'avoir soutenue moralement tout au long de ces années et les avoir rendues heureuses.

## Communications

### **Conférence :**

- Atelier ASAR organisé par l'agence spatiale canadienne, 20-22 octobre 2015, Longueuil, Canada.  
Talk : Modélisation 3-D en milieu urbain à partir de l'interférométrie RADAR
- Sommet observation de la Terre, 20-22 juin 2017, Montréal, Canada.  
Poster : Extraction des informations sur la morphologie des milieux urbains par analyse des images satellites radars interférométriques



## Résumé

Aujourd'hui, les villes connaissent une croissance exponentielle de leur population. Le suivi de cette croissance est essentiel pour garantir le bien-être des citoyens. Cependant, ce suivi nécessite des bases de données cartographiques sur les différents aspects de la morphologie urbaine. Bien que l'interférométrie satellite radar à synthèse d'ouverture (RSO) soit largement exploitée pour la création de modèles numériques de terrain (MNT) et le calcul de la déformation du terrain, son usage en milieu urbain est bien plus complexe, notamment en raison des multiples zones d'inversion, d'occlusion et d'ombre présentes dans ces milieux.

Tout d'abord, des algorithmes d'extraction de l'information 2D sur la morphologie urbaine (emprise au sol des bâtiments, occupation du sol et réseau routier), s'appuyant uniquement sur des données satellites RSO mono-polarisées, ont été implémentés. L'accent a été mis sur le caractère robuste, automatique et rapide de ces algorithmes. Les résultats obtenus sont comparables à ceux présentés à partir d'images aéroportées. Après avoir testé les algorithmes à partir des images satellites en amplitude, l'apport des produits interférométriques (interférogramme et cohérence) a été évalué. Il résulte de cette approche en deux étapes que les produits interférométriques, en raison de leur faible résolution, ont un réel impact uniquement sur la segmentation des éléments de tailles importantes.

En ce qui concerne l'extraction de l'information 3D sur la hauteur des bâtiments, une procédure s'appuyant sur deux interférogrammes, l'un possédant une petite ligne de base, et l'autre une grande ligne de base, a été développée. L'utilisation de ces deux interférogrammes permet de détecter la majorité des sauts de phase, tout en conservant une précision convenable. Toutefois, cette procédure n'aurait pas été optimale sans l'apport des informations 2D extraites ci-dessus, tant pour le calcul de la hauteur des bâtiments que pour la génération du MNT. L'apport de ces informations a, notamment, permis d'exclure les zones d'inversion, d'occlusion et d'ombre, qui génèrent une valeur aléatoire pour la phase.

**Mots clés :** Classification, réseau routier, hauteur des bâtiments, interférométrie radar à synthèse d'ouverture (RSO), milieux urbains, TerraSAR-X

## Summary

Nowadays, towns are undergoing exponential growth. The monitoring of their expansion is essential to guarantee the welfare of citizens. To do that, cartographic databases of multiple aspects of urban morphology are required. Satellite imaging using interferometric synthetic aperture radar (SAR) is widely applied to generate digital terrain models (DTM) and calculate ground deformations. However, satellite interferometric SAR in urban zones is much more complex, due in part to numerous reversal, occlusion and shaded areas.

First of all, algorithms to extract the 2D information on urban morphology (building footprints, land cover and road network) have been implemented. These algorithms are based only on single-polarized satellite SAR data. The decision on the type of approach was driven by robustness, automatic and speed criteria. Achieved results are comparable to results presented with aircraft images. Once algorithms have been tested on satellite intensity images, the contribution of interferometric products (interferogram and coherence) have been evaluated. Thanks to this two-step approach, we found that interferometric products have a significant contribution to segment big size objects only.

Concerning the extraction of the 3D information on building heights, a method based on two interferograms, with a short and a long baseline respectively, has been developed. This approach allows to detect a large number of phase jumps while preserving a reasonable accuracy. However, this method would not have been possible without the contribution of the 2D information extracted earlier, whether for the calculation building height or for the generation of DTM. Among other things, this additional information allows to resolve the phase disturbance generated by reversal, occlusion and shaded areas.

**Index Terms:** Classification, road network, building height, synthetic aperture radar (SAR) interferometry, urban areas, TerraSAR-X

# Table des matières

Page de titre .....	i
Remerciement .....	ii
Communications .....	iii
Résumé .....	iv
Summary .....	v
Table des matières .....	vi
Liste des figures .....	xi
Liste des tableaux .....	xv
Liste des sigles, acronymes et abréviations .....	xvii
Introduction .....	1
<b>PARTIE I : INTERFÉROMÉTRIE RADAR EN MILIEU URBAIN .....</b>	<b>7</b>
<b>Chapitre 1 : Les images RSO .....</b>	<b>8</b>
1.1 Acquisition des images SLC .....	8
1.1.1 Paramètres d'acquisition et leur impact sur les caractéristiques des images	9
1.1.2 Formation des matrices de signaux et focalisation .....	15
1.1.3 Les images en format complexe .....	20
1.2 Caractéristiques des images radar .....	21
1.2.1 Le bruit de chatoiement (speckle) .....	22
1.2.2 Les distorsions géométriques-radiométriques .....	22
1.2.3 Caractéristiques des éléments de la morphologie urbaine .....	24
<b>Chapitre 2 : Interférométrie par satellite .....</b>	<b>29</b>
2.1 Estimation des hauteurs : les principes .....	29
2.1.1 Estimation des phases interférométriques .....	31
2.1.2 Extraction du MNS .....	41
2.2 Application de la technique interférométrique .....	41
2.2.1 Sélection des paires interférométriques .....	42
2.2.2 Prétraitements .....	45

2.2.3 Recalage .....	46
2.2.4 Filtrage de la bande passante commune .....	47
2.2.5 Aplatissement de l'interférogramme.....	49
2.2.6 Génération de l'image de cohérence .....	50
2.2.7 Filtrage de l'interférogramme .....	50
2.2.8 Déroulement de phase .....	51
2.2.9 Conversion des phases en hauteur .....	51
<b>Chapitre 3 : Etat de l'art.....</b>	<b>53</b>
3.1 Bâtiments.....	54
3.1.1 Emprise au sol.....	55
3.1.2 Forme 3D et hauteur.....	57
3.1.3 Études à partir d'images satellitaires .....	59
3.2 Réseau routier .....	60
3.2.1. Approche standard .....	61
3.2.2. Autres approches.....	66
3.3 Occupations du sol.....	67
3.4 Conclusions .....	70
<b>PARTIE 2 : MÉTHODES, DONNÉES ET TRAITEMENTS PRÉLIMINAIRES .....</b>	<b>72</b>
<b>Chapitre 4 : Approche méthodologique.....</b>	<b>73</b>
4.1 Site à l'étude .....	74
4.2 Images radar.....	75
4.3 Traitements préliminaires .....	76
4.3.1 Produits interférométriques.....	76
4.3.2 Image en amplitude .....	83
4.4 Extraction de la morphologie urbaine .....	83
4.4.1 Les occupations du sol .....	83
4.4.2 Le réseau routier .....	84
4.4.3 Les caractéristiques des bâtiments.....	84

PARTIE 3 : EXTRACTION DES INFORMATIONS MORPHOLOGIQUES EN MILIEU  
URBAIN .....86

Chapitre 5 : Occupations du sol.....87

5.1 Développement de la procédure .....87

5.1.1 Rééchelonnement.....88

5.1.2 Choix des sites d'entraînement.....88

5.1.3 Partitionnement et segmentation .....88

5.1.4 Extraction des traits caractéristiques .....90

5.1.5 Classification MSV .....91

5.1.6 Filtre post-classification .....92

5.2 Application de la procédure.....92

5.2.1 Tests préliminaires.....92

5.2.2 Classification finale .....95

5.3 Intégration de l'information interférométrique .....97

5.3.1 Adaptation de la procédure.....97

5.3.2 Tests préliminaires de la nouvelle procédure.....97

5.3.3 Les primitives locales suite à la nouvelle procédure.....98

5.4 Évaluation et discussion.....99

5.4.1 Evaluation des résultats.....99

5.4.2 Critique des différentes étapes de la procédure.....101

5.4.3 Illustrations des différentes erreurs .....104

5.5 Conclusion partielle.....106

Chapitre 6 : Réseau routier.....108

6.1 Principes des algorithmes CPC retenus .....108

6.1.1 Filtrage .....109

6.1.2 Segmentation .....109

6.1.3 Raffinement .....109

6.2 Description de la procédure développée .....110

6.2.1 Prétraitements .....111

6.2.2 Filtrage .....111

6.2.3 Segmentation .....112

6.2.4 Raffinement .....	113
6.4 Résultats et discussion.....	116
6.4.1 Evaluation.....	116
6.4.2 Discussion générale .....	117
6.4.3 Conclusion partielle .....	120
6.5 Intégration des produits interférométriques .....	120
6.5.1 Approche graphique .....	120
6.5.2 Approche statistique .....	121
6.5.3 Analyse des approches .....	122
<b>Chapitre 7 : Emprise des bâtiments .....</b>	<b>123</b>
7.1 Chaîne de traitements.....	123
7.1.1 Prétraitement.....	124
7.1.2 Débruitage et détection des bâtiments.....	124
7.1.3 Rehaussement et détection des contours .....	125
7.1.4 Reconstruction des emprises.....	126
7.1.5 Raffinement .....	128
7.1.6 Résumé des étapes.....	129
7.2 Résultats et discussion.....	129
7.2.1 Evaluation des résultats.....	129
7.2.2 Critique des différentes étapes de la procédure .....	130
7.2.3 Discussion générale .....	132
7.2.4 Conclusion partielle .....	135
7.3 Intégration des données interférométriques .....	135
7.3.1 Approche graphique .....	136
7.3.2 Approche statistique .....	136
7.3.3 Analyse des approches .....	137
<b>Chapitre 8 : Hauteur des bâtiments .....</b>	<b>139</b>
8.1 Extraction du MNT .....	139
8.1.1 Utilisation du MNS .....	139
8.1.2 Introduction de l'image en amplitude .....	143

8.2 Extraction de la hauteur des bâtiments ..... 145

    8.2.1 Chaîne de traitement ..... 145

    8.2.2 Résultats et discussion ..... 147

8.3 Conclusion partielle ..... 152

Conclusions ..... 154

Références ..... I

## Liste des figures

Figure 1.1 : Bandes de fréquences dans les micro-ondes (source : Ouchi, 2013).....	11
Figure 1.2 : Polarisation TR : parallèles (a) et (b); croisées (c) et (d) (Source : <a href="http://earth.esa.int/applications/data_util/SARDOCS/spaceborne/Radar_Courses/">http://earth.esa.int/applications/data_util/SARDOCS/spaceborne/Radar_Courses/</a> ).....	12
Figure 1.3 : Les différents modes d'acquisition des données RSO : (a) mode zonal; (b) mode ScanSAR et (c) mode SpotLight (source: Moreira, 2013).....	14
Figure 1.4 : Formation d'une matrice de signaux par ligne de balayage : a) unités d'échantillonnage en portée et azimut (adapté de Elachi et al., 1982); b) Échantillonnage des signaux en temps d'arrivée et en fréquence Doppler (adapté de Hovanessian 1980) .....	16
Figure 1.5 : Un élément au sol A est observé sur une série des lignes de balayage successive; sa distance au radar demeure stable (portée N) mais sa fréquence Doppler change d'une ligne de balayage à l'autre (adapté de Hovanessian, 1980) .....	17
Figure 1.6 : Schématisation du processus de focalisation : convolution des données brutes avec une fonction de référence en portée oblique (compression en portée), suivie d'une convolution avec une fonction de référence en azimut (compression en azimut) qui change en fonction de la portée (source : Moreira <i>et al.</i> , 2013).....	19
Figure 1.7 : Extrait d'une image TSX de la région de Montréal : a) image en amplitude; b) image filtrée (filtre gamma, 11x11 pixels, Lopes <i>et al.</i> , 1993).....	22
Figure 1.8 : Géométrie d'une image radar .....	23
Figure 1.9 : Distorsions géométriques-radiométriques des images radar en terrain accidenté (voir texte).....	24
Figure 1.10 : Bâtiments dans un secteur industriel : extrait d'une image TSX haute résolution (agrandie) et une image optique correspondante (Google Earth).....	25
Figure 1.11 : Phénomènes radar sur un bâtiment à toiture plat : (a) inversion, (b) réflexion en coin, (c) projection sur la ligne de portée RSO (source : Soergel <i>et al.</i> , 2003)....	26
Figure 1.12 : Différentes zones du bâti, extraits d'une image TSX SpotLight de Montréal.....	27
Figure 1.13 : Radiométrie d'un cours d'eau vs radiométrie d'une autoroute. Extrait d'une images TSX SpotLight de Montréal .....	28
Figure 1.14 : Exemples des surfaces végétalisées. Extrait d'une images TSX SpotLight de Montréal .....	28
Figure 2.1 : Formation de l'interférométrie RSO (source : Bamler, 1997).....	30



Figure 2.2 : (a) Estimation de la hauteur d'un point quelconque par interférométrie (voir texte); (b) Approximation à des portées parallèles dans le cas de satellites (B étant très faible devant R).....	30
Figure 2.3 : (a) Exemple d'interférogramme obtenu dans une zone montagneuse : discontinuités visibles (transitions noir/blanc); (b) nombre n de 2 à ajouter ou retrancher à chaque frange interférométrique; (c) interférogramme après déroulement des phases (source : Feretti <i>et al.</i> , 2007a) .....	33
Figure 2.4 : (a) Intreférogramme brut d'une colline de forme gaussienne; (b) Interférogramme de la surface plate; (c) Interférogramme aplati (source : Centre Canadien de Télédétection, <i>Ressources didactiques de télédétection radar</i> , Editions CD-ROM, 2001).....	34
Figure 2.5 : Interférogrammes du Mont Shasra en Californie, obtenus à partir d'images de la mission SRTM en bande C (gauche) et en bande L (droite), et superposés à des courbes de niveau tous les 200 et 900 m (source : J. J. Van Zyl, Radar Remote Sensing for Earth and Planetary Sciences, JPL, URL : <a href="https://www.its.caltech.edu/~ee157/lecture_note/Radar.pdf">https://www.its.caltech.edu/~ee157/lecture_note/Radar.pdf</a> - septembre 2017) .....	37
Figure 2.6 : (a) Interférogramme sans sauts de phase : différence de phase indépendante du chemin choisi pour aller du point A au point B; (b) Interférogramme avec présence discontinuités dues à des sauts de phase : la différence de phase entre les points A et B dépend du chemin choisi (adapté de Popov, S.E., 2017. Improved Phase Unwrapping Algorithm Based on NVIDIA CUDA, <i>Programming and Computer Software</i> , 43(1): 24-36; fig.1: p.26).....	38
Figure 2.7 : (a) Variations de la ligne de base critique en fonction de l'angle d'incidence pour un terrain plat (ligne noir) et d'un terrain incliné de 20° face au radar (ligne inférieure) et dos au radar (ligne supérieure); (b) variations de la hauteur d'ambiguïté pour une ligne de base de 1000m (source : Eineder <i>et al.</i> , SAR Interferometry with TerraSAR-X, <i>Proc. FRINGE 2003 Workshop</i> , Frascati, Italy, 1-5 December, ESA SP-550, June 2004)....	44
Figure 2.8 : Méthode d'estimation de la ligne de base (source : Santoro, 2006) .....	48
Figure 2.9 : Différentes zones visualisées dû au dépointage de l'antenne .....	49
Figure 3.1 : Approche générale d'extraction de l'information sur les bâtiments .....	54
Figure 3.2 : Extraction de l'information sur la hauteur des bâtiments (adapté de Kim, 2011).....	55
Figure 4.1 : Étapes de l'approche méthodologique suivie dans cette recherche .....	73

Figure 4.2 : Affectations du sol de l'agglomération urbaine de l'île de Montréal (source: <a href="http://ville.montreal.qc.ca/pls/portal/docs/PAGE/PROJ_URBAINS_FR/MEDIA/DOCUMENTS/SCHEMA20150401_CARTE20.PDF">http://ville.montreal.qc.ca/pls/portal/docs/PAGE/PROJ_URBAINS_FR/MEDIA/DOCUMENTS/SCHEMA20150401_CARTE20.PDF</a> ).....	74
Figure 4.3 : Dépendance entre la précision des MNS issus des traitements interférométriques et la perpendiculaire de la ligne de base.....	79
Figure 4.4 : Identification et comparaison de la hauteur des bâtiments par rapport au sol en fonction de la longueur de la ligne de base.....	81
Figure 5.1 : Procédure de classification.....	88
Figure 5.2 : Illustration de la méthode de calcul du deuxième trait caractéristique.....	91
Figure 5.3 : Matrice de corrélation des primitives locales.....	95
Figure 5.4 : Forme des primitives locales pour chaque type d'information et chaque classe.....	95
Figure 5.5 : Forme des primitives locales pour chaque type d'information et chaque classe.....	99
Figure 5.6 : Illustration des erreurs de classification.....	104
Figure 5.7 : Illustrations des erreurs de classification de la procédure. Cercle bleu : zones classifiées "par erreur" en tant que zones industrielles. Cercle vert : zones classifiées "par erreur" en tant que végétation.....	105
Figure 5.8 : Changements sur la classification dus à l'introduction de la cohérence	106
Figure 6.1 : Procédure d'extraction du réseau routier.....	110
Figure 6.2 : Visualisation du biais présent dans l'algorithme CPC en fonction de l'écart-type.....	112
Figure 6.3 : Les étapes de la segmentation du réseau routier.....	113
Figure 6.4 : Les étapes du raccordement du réseau routier.....	114
Figure 6.5 : Les étapes du raffinement du réseau routier.....	115
Figure 6.6 : Performance de l'algorithme par rapport à l'œil humain.....	118
Figure 6.7 : Illustration des sources d'erreur et points positifs de l'algorithme d'extraction du réseau routier.....	119
Figure 6.8 : Performance de l'algorithme d'extraction du réseau routier au niveau des zones de végétation.....	119
Figure 6.9 : Comparaison de la valeur des pixels selon leur appartenance au réseau routier.....	121
Figure 7.1 : Masquage des zones non industrielles.....	123

Figure 7.2 : Algorithme de reconstruction des emprises des bâtiments .....	124
Figure 7.3 : Étapes de détection et suppression des zones de recouvrement.....	125
Figure 7.4 : Impact de l'utilisation d'une fonction de rehaussement sur la détection des contours .....	126
Figure 7.5 : Cas complexe où plusieurs zones de recouvrement sont détectées au sein d'une seule zone délimitée .....	127
Figure 7.6 : Les règles de décision de la reconstruction des bâtiments après classification de l'image .....	128
Figure 7.7 : Les étapes de la procédure d'extraction des emprises des bâtiments...	129
Figure 7.8 : Sources d'erreurs sur la détection des bâtiments.....	131
Figure 7.9 : Manque de sensibilité sur la détection des bâtiments .....	131
Figure 7.10 : Mauvaise séparation des bâtiments voisins due à l'application de la fonction de rehaussement.....	132
Figure 7.11 : Résultat de notre méthode d'extraction de l'emprise des bâtiments....	133
Figure 7.12 : Résultat de l'algorithme d'extraction de l'emprise des bâtiments : source d'erreur et point positif.....	133
Figure 7.13 : Répartition des pixels selon leur localisation par rapport aux bâtiments .....	136
Figure 7.14 : Différenciation des éléments grâce à la cohérence en fonction de leurs tailles.....	138
Figure 7.15 : Apport de la cohérence pour l'élimination des faux positifs .....	138
Figure 8.1 : Algorithme d'extraction du MNT .....	140
Figure 8.2 : Différence de hauteur entre notre MNT et le MNT de référence (en mètre) .....	141
Figure 8.3 : Visualisation d'un biais basse fréquence dans la différence de hauteur entre notre MNT et le MNT de référence (en mètre).....	142
Figure 8.4 : Visualisation des biais hautes fréquences dans la différence de hauteur entre notre MNT et le MNT de référence (en mètre).....	142
Figure 8.5 : Calcul du biais engendré par la vision latérale du radar .....	147
Figure 8.6 : Les bâtiments considérés sur notre zone test industrielle .....	148
Figure 8.7 : Sauts de phase détectés (rectangle vert) et non détectés (cercle rouge) .....	150

## Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Paramètres d'opération des deux satellites RSO examinés dans cette section (Sources : Airbus, 2015; MDA, 2009).....	9
Tableau 1.2 : Caractéristiques des images de haute résolution obtenue par TSX et RS2 (Sources : Airbus, 2015; MDA, 2009).....	20
Tableau 3.1 : Exemple d'études suivant l'approche standard d'extraction du réseau routier.....	64
Tableau 4.1 : Images radar disponibles pour cette recherche.....	75
Tableau 4.2 : Date d'acquisition des données RS2 (gauche) et TSX (droite) et précipitation journalière correspondante.....	78
Tableau 4.3 : Erreur quadratique en fonction de la longueur de la perpendiculaire de la ligne de base pour les données RS2 (gauche) et TSX (droite) .....	79
Tableau 4.4 : Cohérence moyenne et pourcentage de pixels non évalués en fonction de la durée entre les deux prises de vue d'une paire interférométrique.....	82
Tableau 4.5 : Pertinence sur l'emploi des différent couples interférométriques.....	82
Tableau 5.1 : Exemple de partitionnement de l'histogramme de chaque classe .....	89
Tableau 5.2 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier le paramètre n de la partition de l'histogramme.....	93
Tableau 5.3 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier le paramètre m de la partition de l'histogramme.....	93
Tableau 5.4 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier la taille de la fenêtre pour l'extraction de la texture.....	94
Tableau 5.5 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier la taille de la fenêtre sur l'image de cohérence pour l'extraction de la texture .....	98
Tableau 5.6 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier la taille de la fenêtre sur le gradient du MNS pour l'extraction de la texture.....	98
Tableau 5.7 : Résultat de la classification de l'image en amplitude.....	100
Tableau 5.8 : Apport de la cohérence sur la classification .....	101
Tableau 5.9 : Apport du gradient du MNS sur la classification .....	101
Tableau 5.10 : Résultats de la classification dus à différents partitionnements de l'histogramme.....	102
Tableau 5.11 : Résultats de la classification dus aux différentes primitives locales..	103

Tableau 5.12 : Apport du filtrage post-classification sur la classification .....	103
Tableau 5.13 : Performances de la méthode de classification .....	107
Tableau 6.1 : Résultat de l'algorithme d'extraction du réseau routier .....	116
Tableau 6.2 : L'impact du phénomène de décalage des routes sur les résultats .....	117
Tableau 6.3 : Performances de la méthode d'extraction du réseau routier .....	120
Tableau 7.1 : Résultat de l'algorithme d'extraction de l'emprise des bâtiments.....	130
Tableau 7.2 : Fusion des bâtiments dépendamment de leur disposition .....	134
Tableau 7.3 : Performances de la méthode d'extraction de l'emprise des bâtiments industriels.....	135
Tableau 8.1 : Résultat de l'algorithme d'extraction du MNT .....	141
Tableau 8.2 : Résultat du MNT avec et sans l'apport de la classification pour les zones industrielles.....	144
Tableau 8.3 : Résultat du MNT avec et sans l'apport de la classification pour les zones résidentielles.....	144
Tableau 8.4 : Comparaison entre les hauteurs obtenues par notre procédure.....	148
Tableau 8.5 : Comparaison entre les hauteurs réelles des bâtiments .....	149
Tableau 8.6 : Comparaison entre les hauteurs obtenues par notre procédure avec et sans l'application d'une zone tampon.....	150
Tableau 8.7 : L'apport de la hauteur des bâtiments (produit de l'interférométrie) sur l'extraction de l'emprise des bâtiments.....	151
Tableau 8.8 : Comparaison entre l'erreur sur la hauteur et la largeur réelle des bâtiments .....	152
Tableau 8.9 : Performances des méthodes d'extraction du MNT et de la hauteur des bâtiments industriels .....	152

## Liste des sigles, acronymes et abréviations

### **Sigle :**

CMM : Communauté Métropolitaine de Montréal

CPC : Chemin le Plus Court

FRI : Fréquence de Répétition des Impulsions

MCF : Minimum-Cost network Flow

MNA : Modèles Numériques d'Altitude

MNS : Modèles Numériques de Surface

MNT : Modèles Numériques de Terrain

MVS : Machine à Vecteurs de Support

RN : Réseau de Neurones

RSO : Radar à Synthèse d'Ouverture

SLC : Single Look Complex

SRTM : Shuttle Radar Topography Mission

UTM : Universal Transverse Mercator

### **Acronyme :**

GPS : Global Positioning System

LIDAR : Light Detection And Ranging

RADAR : RAdio Detection And Ranging

### **Abréviation :**

RS2 : RADARSAT-2

TSX : TerraSar-X

# Introduction

## 1. Contexte

De nos jours, les villes du monde entier subissent des mutations perpétuelles dans le temps et l'espace (étalement, densification, constructions en hauteur) en raison du rythme exponentiel de la croissance de leur population. A titre de comparaison, 3% de la population mondiale vivait en ville en 1800, alors que 50% était urbanisée en 2000, et on prévoit que 65% de la population le sera en 2025. Aujourd'hui, tous les continents possèdent des mégapoles avec des populations qui dépassent largement les 10 millions d'habitants. Il est donc normal que les questions sur la qualité de l'environnement en milieu urbain préoccupent de plus en plus les administrations des villes, notamment l'impact de l'urbanisation sur le climat, l'hydrologie, la pollution de l'air, et par ricochet, sur la santé et le bien-être des citoyens. Afin d'effectuer des études répondant à ces questions, des bases de données cartographiques complètes et régulièrement mises à jour sont nécessaires. Ces cartographies doivent être faites à grande échelle et sur les différents aspects de la morphologie urbaine (e.g. structure du bâti, affectation des sols, couvert végétal, matériaux de surface). Une telle base de données fournit des intrants comme la structure 3D du bâti pour l'étude de la circulation des vents et du degré d'ensoleillement en climatologie, la visualisation du transport et de la dispersion des polluants pour les études sur la pollution atmosphérique. L'hydrologie urbaine utilise les données sur la topographie et la perméabilité des matériaux de surface pour simuler des scénarios d'inondations. Plus d'une centaine d'applications de la cartographie morphologique sont répertoriées par Biljecki *et al.* (2015). Dans cette recherche, nous nous intéresserons tout particulièrement à l'apport des données interférométriques, provenant des satellites radars à synthèse d'ouverture (RSO) de haute résolution spatiale, à cette cartographie.

L'interférométrie radar fait appel à la mesure de phase des signaux de retour radar provenant d'un même élément de surface, observé à partir de deux positions différentes du capteur. L'interférogramme, résultat de la différence des phases mesurées, nous permet de générer des modèles numériques de surface (MNS) et de terrain (MNT), et ainsi de connaître les hauteurs du bâti. La cohérence, résultat de la corrélation des phases mesurées, est une deuxième donnée issue des analyses interférométriques. Tout comme l'interférogramme, elle

peut être utilisée pour améliorer la performance des algorithmes d'analyse des images en amplitude tel que démontré par, entre autres, Tison *et al.* (2007).

Les études sur l'extraction des informations bio- et géo-physiques du terrain à partir d'images satellites radars interférométriques ont commencé essentiellement dans les années 1990, avec la mise en orbite des satellites ERS-1/-2 (bande C) et JERS-1 (bande L). Elles se poursuivent activement encore aujourd'hui avec les nouvelles générations de satellites RSO mis en orbite vers la fin de la décennie 2000, lesquels sont plus polyvalents en termes de résolution spatiale, d'angle de visée et de configuration de polarisation que leurs prédécesseurs (e.g. TerraSAR en bande X, RADARSAT en bande C, ALOS-2 en bande L). Toutefois, les études sur l'extraction des paramètres morphologiques des milieux urbains avec ces types d'images RSO sont peu nombreuses. La plupart des études publiées dans ce domaine sont fondées sur l'analyse des images interférométriques aéroportées de très haute résolution spatiale. Une revue exhaustive des études effectuées jusqu'aux années 2010 est présentée par Soergel (2010). Bien que l'imagerie aéroportée diffère sur plusieurs aspects de l'imagerie satellite (e.g. angles de visée du radar, liberté dans l'orientation de visée vis-à-vis de la structure urbaine, acquisition simultanée des paires d'images interférométriques, ligne de base courte), ces études montrent que nous pouvons i) extraire, tout au moins, les emprises et les hauteurs des grands bâtiments isolés avec une exactitude de l'ordre de quelques mètres; ii) extraire la majeure partie du réseau routier; et iii) cartographier certaines grandes classes d'occupation du sol (e.g. milieu bâti, milieu végétal, plans d'eau).

Les quelques études publiées depuis 2010 avec des images satellites RSO de haute résolution mettent surtout l'accent sur le potentiel de l'interférométrie radar pour extraire des modèles numériques de surface (MNS) et des modèles numériques de terrain (MNT) détaillés en milieu urbain. Parmi ces études nous pouvons citer celle de Wittke *et al.* (2017) qui développent une base de données sur la morphologie de la région d'Helsinki à des fins de modélisation atmosphérique. Les données sur les occupations du sol proviennent d'images optiques tandis que le MNS provient de l'interférométrie à partir d'images TerraSAR-X en mode tandem. Sur les terrains plats exempts de bâtiments, ils établissent une erreur quadratique moyenne pour la hauteur d'environ 3,2m. Ils signalent également qu'il est difficile d'établir un MNS suffisamment détaillé, particulièrement en milieu urbain dense, pour la modélisation de la circulation de l'air à une échelle locale (e.g. information sur les canyons urbains) ou pour la simulation des inondations. Ils attribuent cette difficulté à la résolution spatiale relativement basse du MNS, laquelle est due à la résolution initiale des



images RSO qui est de 5m et au traitement interférométrique qui nécessite un filtrage spatial pour réduire le bruit de la phase. Les phénomènes liés à la géométrie d'illumination de la scène par le satellite RSO combinée avec la structure surélevée des bâtiments (e.g. inversion des façades, ombrages, occlusions, réflexions en coins, etc...) contribuent aussi à diminuer la qualité du MNS. Sefercik (2013), pour sa part, s'intéresse uniquement aux milieux urbains denses et évalue la qualité du MNS obtenu (selon une grille de 3m x 3m) à partir d'images TerraSAR-X de haute résolution en mode zonal. Il conclut que l'exactitude absolue atteignable par comparaison avec un MNS produit à partir de données LiDAR est de  $7.87 + 7.17 * \tan a$  [m] où  $a$  est la pente du terrain (excluant les zones de faible cohérence) et l'exactitude relative du MNS varie entre 3m pour une distance d'un pixel à environ 6m pour une distance de 10 pixels. Dans une autre étude, le même auteur avec ses collaborateurs (Sefercik *et al.*, 2013) s'intéressent plutôt à la qualité du MNT extrait du MNS produit à partir d'images TerraSAR SpotLight en mode zonal. Ils concluent que le MNT ainsi produit peut être utilisé dans les études en milieu urbain où une exactitude entre 5 et 10 m est considérée adéquate. Autant le MNS que le MNT produits à partir de ces images de haute résolution constituent une avancée par rapport aux modèles existants sur les milieux urbains (e.g. SRTM ou ASTER).

Compte tenu de cet état de l'art, l'utilité de l'interférométrie radar par satellite avec des images de haute résolution spatiale pour obtenir des informations morphologiques détaillées sur le milieu urbain reste une question ouverte.

## 2. Objectifs et hypothèses

Notre recherche vise à explorer la possibilité de développement d'une procédure informatique qui permettrait l'extraction d'informations détaillées sur la morphologie urbaine à partir des images satellites RSO interférométriques de haute résolution.

En tenant compte des travaux effectués à partir des images aéroportées RSO, nous avons décidé de restreindre notre recherche à trois éléments de la morphologie urbaine : les bâtiments (emprise et hauteur), les occupations des sols ainsi que le réseau routier. Il a également été décidé de baser notre étude sur un minimum de paires interférométriques. Ceci reflète les conditions pratiques de travail en interférométrie RSO à passage répété, comme c'est le cas dans notre recherche. En effet, les contraintes imposées par la programmation du satellite rendent difficile l'acquisition d'images sous des conditions similaires (e.g. mode, angle et orientation de visée), lesquels sont nécessaires pour pratiquer

l'interférométrie et ceci dans un intervalle de temps raisonnable. Le coût associé à l'obtention d'un grand nombre de paires interférométriques ne doit également pas être négligé. Et même dans le cas où un nombre élevé de paires interférométriques sont disponibles, il n'est pas rare que plusieurs d'entre elles doivent être rejetées car inadéquates pour une cartographie détaillée des milieux urbains (Sefercik, 2013).

L'hypothèse que nous souhaitons valider est que ce minimum de paires interférométriques doit comprendre au moins deux paires avec des lignes de base de longueur différente, c'est à dire des distances différentes entre les capteurs lors de l'acquisition des données. Une paire avec une ligne de base courte et l'autre avec une ligne de base longue. Ferretti *et al.* (2007b) recommandent cette combinaison afin d'obtenir de meilleurs résultats lors de l'étape de conversion des différences de phase en altitudes. Essen *et al.* (2007), pour leur part, démontrent l'utilité d'une telle combinaison avec des données aéroportées de très haute résolution spatiale.

En ce qui a trait aux informations recherchées autres que la hauteur des bâtiments (emprise au sol des bâtiments, occupation du sol et réseau routier), nous nous sommes fixé comme objectif spécifique d'établir des procédures d'extraction à partir d'images RSO en amplitude, et d'évaluer par la suite l'apport des produits interférométriques (interférogramme et cohérence). Cette approche en deux étapes offre une meilleure évaluation de l'apport de chacune des sources d'information dans l'amélioration des résultats et peut ainsi mener à la conception d'une procédure informatique rapide et efficace pour l'extraction de l'ensemble des éléments morphologiques recherchés. L'autre problème auquel cette approche souhaite répondre est l'impact de la dégradation de la résolution spatiale d'origine lors de l'application de la technique interférométrique sur les résultats. En effet, comme l'étude de Wittke *et al.* (2017) citée plutôt le mentionne, pour réduire le bruit inhérent de la phase, un filtre spatial qui agit comme un filtre de lissage doit être appliqué. Ce dernier a pour conséquence de dégrader la résolution de l'image de cohérence ainsi que du MNS et du MNT dérivé du MNS. L'utilisation de l'image d'amplitude avec sa résolution d'origine offre ainsi, en principe, une meilleure perception du détail.

### 3. Originalités et contributions

L'apport réel de l'interférométrie RSO satellitale en zone urbaine n'est pas clair. Quelle est la taille minimale des bâtiments détectables? Avec quelle précision pouvons-nous mesurer leur hauteur? À quel point les différents produits interférométriques peuvent-ils aider à la classification de la surface ou à l'extraction du réseau routier?

Parmi les études effectuées avec des données satellites de haute résolution, une large partie utilise des informations morphologiques provenant de l'analyse d'images optiques (e.g. Sportouche *et al.*, 2011; Kim, 2011; Wittke *et al.*, 2017). Contrairement à ces études, notre recherche vise à examiner la capacité des images en amplitude et des produits interférométriques seuls à fournir les informations morphologiques souhaitées. Bien que cette approche ait déjà été suivie avec des images aéroportées (e.g. Tison *et al.*, 2007), elle ne l'a jamais été, du moins à notre connaissance, avec des images satellites. Notre ambition est de développer un progiciel à accès libre capable de fournir des cartes d'occupation du sol et du réseau routier ainsi que des cartes 3D des bâtiments à partir de trois images RSO pouvant former deux paires interférométriques.

L'utilisation de seulement deux paires interférométriques avec des lignes de base de longueur différente pour améliorer le MNS est une autre contribution de notre recherche. Si cette technique s'avère efficace, nous aurons un progiciel utilisable par un plus grand nombre d'utilisateurs particulièrement dans les situations d'urgence suite à des catastrophes naturelles en milieu urbain. Certaines techniques originales ont également été proposées pour exploiter l'information issue la phase interférométrique et ainsi mieux reconstituer le volume des bâtiments (e.g. Dubois *et al.*, 2016), mais elles ne s'appliquent qu'à des bâtiments présentant une inversion prononcée de leur façade et faisant face au faisceau du radar.

### 4. Structure de la thèse

La thèse comprend trois grandes parties. La première partie porte sur les aspects généraux relatifs aux radars imageurs et à l'interférométrie en milieu urbain (chapitres 1 et 2). Cette partie est complétée par le chapitre 3 qui est une présentation de l'état de l'art des applications interférométriques pour l'extraction des informations morphologiques en milieu urbain. La seconde partie se concentre sur les données (site à l'étude et données radar) (sections 4.1 et 4.2), les pré-traitements effectués et les limites physiques en terme de

résolution et précision des images (section 4.3), ainsi que les approches suivies lors de cette thèse (section 4.4). Enfin, la dernière partie décrit de façon précise les méthodes utilisées pour l'extraction des informations morphologiques en milieu urbain à partir de données radar, notamment les occupations du sol (chapitre 5), le réseau routier (chapitre 6) et l'emprise (chapitre 7) et la hauteur (chapitre 8) des bâtiments, puis elle se focalise sur l'évaluation de l'apport de l'interférométrie pour chacune de ces informations extraites.

# **PARTIE I : INTERFÉROMÉTRIE RADAR**

## **EN MILIEU URBAIN**

Le but de cette partie est de fournir un état de l'art des techniques d'extraction de la morphologie en milieu urbain à partir d'images RSO (chapitre 3). Toutefois, les images RSO diffèrent des images optiques de par leur conception et leur analyse. Le chapitre 1 introduit donc les notions associées au radars imageurs pour décrire leur fonctionnement et fournir les clés d'interprétation de ces images. Cet état de l'art se base également sur des données interférométriques, lesquels sont propres au radar. Le chapitre 2 décrit donc les étapes pour l'obtention des produits interférométriques et introduit les notions nécessaires à leur bonne compréhension.

# Chapitre 1 : Les images RSO

Un radar à synthèse d'ouverture (RSO) est un capteur actif émettant un rayonnement électromagnétique monochromatique dans la bande spectrale des micro-ondes (ondes centimétriques). Le rayonnement émis est dirigé par l'antenne vers les surfaces à étudier. Ces dernières réagissent avec le rayonnement reçu et en diffusent une partie plus ou moins importante vers l'antenne en fonction des paramètres d'opération du radar (longueur d'onde, polarisation et angle de visée) ainsi que de leurs caractéristiques géométriques et de leurs propriétés électriques. Le rayonnement capté permet de générer les images du territoire visé, d'identifier à distance les objets au sol via leur comportement dans cette partie du spectre électromagnétique et d'extraire d'autres types d'informations comme la topographie du terrain via l'application, entre autres, de l'interférométrie, technique d'intérêt dans cette recherche.

Le but de ce chapitre est rappeler les caractéristiques des images RSO de haute résolution spatiale acquises par satellite, à titre de référence pour les autres chapitres de la thèse. Dans la section 1.1 nous discuterons des aspects techniques de la formation des images RSO dites à une seule vue complexe (SLC pour *Single Look Complex*), lesquelles sont utilisées en interférométrie (chapitre 2). La section 1.2 présente les principales caractéristiques des images RSO en milieux urbains. Ces dernières permettent d'extraire des informations utiles et pertinentes sur la morphologie urbaine (chapitre 3).

## 1.1 Acquisition des images SLC

Contrairement aux images optiques acquises à partir de satellites balayeurs passifs, la formation d'une image RSO est une opération complexe composée de deux étapes principales : la formation d'une matrice de signaux et, après acquisition d'une série de lignes de balayage successives, le traitement de l'image brute pour obtenir l'image finale au format SLC. Cette dernière étape est nommée la focalisation. Ces étapes sont brièvement exposées dans la suite car nombre d'ouvrages présentent ces étapes de façon détaillée (e.g. Henderson et Lewis, 1998; Moreira *et al.*, 2013).

## 1.1.1 Paramètres d'acquisition et leur impact sur les caractéristiques des images

Le tableau 1.1 résume les principaux paramètres d'opération des satellites RSO produisant des images de haute résolution, en prenant comme exemple les satellites TerraSar-X (désormais TSX) et de RADARSAT-2 (RS2). Ces paramètres sont expliqués par la suite.

**Tableau 1.1 : Paramètres d'opération des deux satellites RSO examinés dans cette section**  
(Sources : Airbus, 2015; MDA, 2009)

	<b>RSO</b>	
<b>Paramètres</b>	<b>TerraSar-X</b>	<b>RADARSAT-2</b>
<b>Orbites</b>		
Type d'Orbite	Héliosynchrone	Héliosynchrone
Passage à l'équateur (GMT)	18 :00 h (ascendante) 6 :00 h (descendante)	18 :00 h (ascendante) 6 :00 h (descendante)
Altitude	514 km	798 km
Cycle de passage (nominal)	11 jours	24 jours
<b>Rayonnement émis</b>		
Fréquence (Longueur d'onde)	9,65 GHz (3,1 cm) Bande X	5,405 GHz (cm) Bande C
Polarisation	Unique, duale (quadruple)	Unique, duale, quadruple
<b>Antenne et son faisceau</b>		
Dimensions de l'antenne (longueur x largeur)	4.78m x 0.7m	15m x 1.37m
Ouverture angulaire du faisceau dans la direction transversale	~25°	~23°
Ouverture angulaire du faisceau dans la direction azimutale	~4°	~2°
Orientation du faisceau	À droite de la trajectoire	À droite de la trajectoire; possibilité à gauche aussi
Intervalle d'angles d'incidence possible	15-60°	20-50°

	<i>Des sous-intervalles sont spécifiés selon le mode d'acquisition (Strip, ScanSAR, SpotLight) et le nombre de polarisations utilisées</i>	<i>Des sous-intervalles sont spécifiés selon le mode d'acquisition (Strip, ScanSAR, SpotLight), la résolution des images et le nombre de polarisations utilisées</i>
<b>Impulsions de rayonnement</b>		
Fréquence de répétition des impulsions : FRI	3000 - 6500 Hz	1000 - 3800 Hz
Largeur de bande d'une impulsion (chirp)	150MHz/300MHz (mode avancé)	Variable selon le mode d'acquisition, entre 15MHZ et 100MHz

### 1.1.1.1 Orbites

Bien que l'acquisition des images radar ne soit pas subordonnée à la présence du soleil, tous les satellites RSO en opération suivent une orbite héliosynchrone. Cette dernière favorise l'exposition des panneaux solaires, donc l'apport en énergie électrique nécessaire à leur opération, tout en permettant une couverture presque complète de la Terre. Les deux satellites présentés dans tableau 1.1 possèdent une orbite dite crépusculaire (plan orbital à la limite entre la face éclairée et non-éclairée de la Terre), laquelle maximise l'exposition des panneaux solaire. Le problème déjà connu avec ce type d'orbite est que lors du passage du satellite sur son orbite descendante, lequel est tôt le matin, il peut y avoir présence de la rosée matinale qui affecte les propriétés électriques des surfaces éclairées par le radar (Wood *et al.*, 2002). La variation des propriétés électriques de ces surfaces d'une acquisition à l'autre a des effets importants en interférométrie par satellite.

Le choix de l'altitude orbitale (514km pour TSX vs. 798km pour RS2) est conditionné par plusieurs paramètres dont la finesse de la résolution spatiale et la résolution temporelle souhaitées. La connaissance exacte de la position du satellite est un élément essentiel pour la réussite des post-traitements visant à produire des cartes du territoire et, par surcroît, en interférométrie radar où les images sont acquises à des moments différents. Dans le cas des satellites modernes, la présence à bord des systèmes GPS améliore significativement l'exactitude des calculs. Il est possible d'atteindre une exactitude de l'ordre de 2 mètres dans le positionnement du satellite TSX le long de son orbite, et même inférieure selon la durée des traitements effectués (Airbus, 2015).



## 1.1.1.2 Rayonnement émis

### 1.1.1.2.1 Longueur d'onde

Comme mentionné précédemment, les radars sont des capteurs actifs donc munis de leur propre source de rayonnement. Ce rayonnement émis est quasi-monochromatique, cohérent et assigné par convention internationale à des fréquences spécifiques contenues dans le domaine spectral des micro-ondes (figure 1.1). Les satellites RSO actuellement en opération émettent dans les bandes X (~ 3.1cm), C (~ 5.5cm) ou L (~ 23cm).

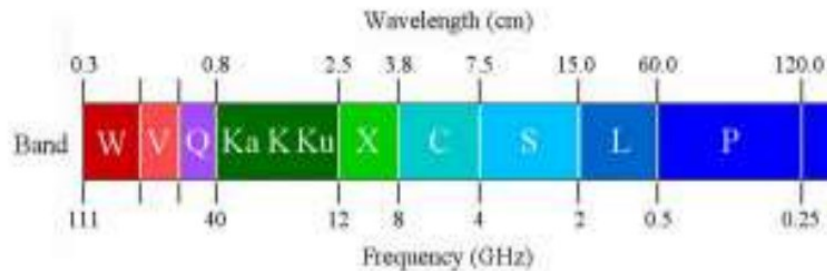


Figure 1.1 : Bandes de fréquences dans les micro-ondes (source : Ouchi, 2013)

La longueur d'onde d'opération est un paramètre fondamental qui influence de plusieurs façons la réponse des objets au sol. Ainsi, plus la longueur d'onde est petite, plus la micro-rugosité de la surface des objets au sol est un facteur important, lequel impacte positivement la capacité de rétro-diffusion du rayonnement et négativement la capacité de pénétration des ondes. Également, plus la longueur d'onde est petite, plus les conditions atmosphériques (e.g. précipitations, humidité de l'air dans la troposphère, etc.) sont en mesure de causer des distorsions radiométriques, mais la sensibilité de l'interférogramme aux variations de la hauteur du terrain s'accroît. Ainsi en milieu urbain, les images RSO provenant des satellites en bande X ou C devraient mieux se prêter à l'extraction de l'information 3D détaillée que les images en bande L.

### 1.1.1.2.2 Polarisation

Une autre caractéristique des satellites RSO est la polarisation du rayonnement transmis (T) et reçu (R) après diffusion par les objets. Les satellites RSO opèrent le plus souvent en émettant et en recevant des ondes de polarisation linéaire, soit horizontale (H), soit verticale (V). Lorsqu'ils sont configurés pour opérer en polarisation unique, une seule des quatre combinaisons TR possibles est utilisée (HH ou VV ou HV ou VH). De même, en polarisation duale, deux des combinaisons TR possibles sont utilisées, et en polarisation quadruple, toutes les combinaisons TR possibles sont exploitées. La figure 1.2 illustre les

différentes combinaisons de polarisation. Chaque combinaison TR met en évidence des caractéristiques différentes des objets, lesquelles sont liées à leur forme géométrique et à leurs propriétés diélectriques. À titre d'exemple, la dépolarisation du rayonnement émis (mesurée par l'une des combinaisons croisées HV ou VH) indique la présence d'une diffusion de volume (e.g. un couvert végétal). Les images multi-polarisées ont donc un potentiel d'information plus grand sur la nature des objets au sol qu'une image en polarisation unique. Particulièrement dans le cas de la polarisation quadruple où nous pouvons appliquer les principes de la polarimétrie radar (Lee et Potier, 2009).

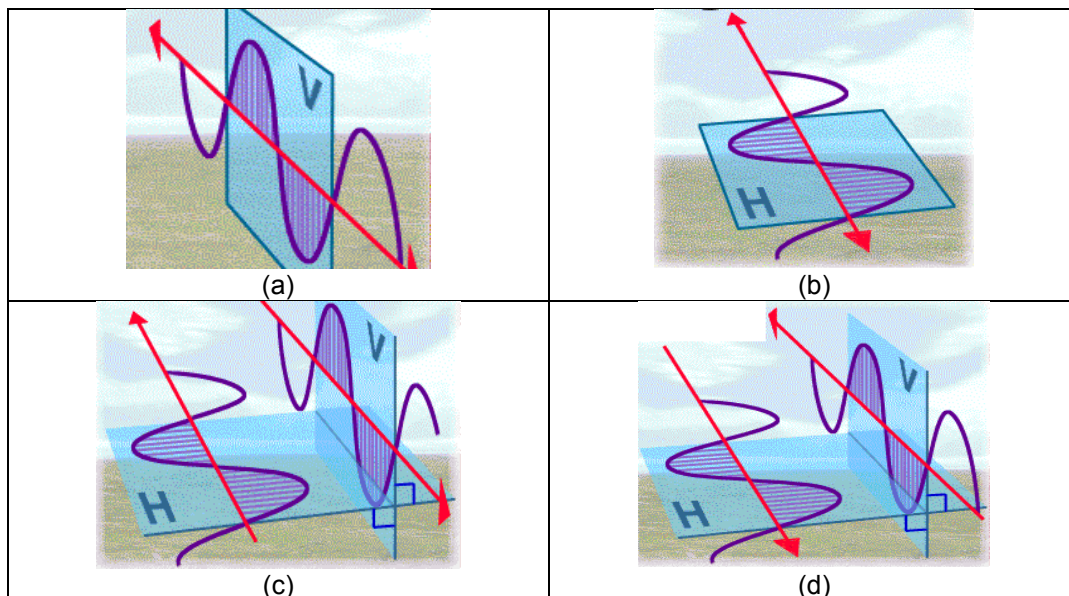


Figure 1.2 : Polarizations TR : parallèles (a) et (b); croisées (c) et (d)  
 (Source : [http://earth.esa.int/applications/data\\_util/SARDOCS/spaceborne/Radar\\_Courses/](http://earth.esa.int/applications/data_util/SARDOCS/spaceborne/Radar_Courses/))

En règle générale, les objets dépolarisent peu le rayonnement reçu. Ainsi le signal en polarisation parallèle (HH ou VV) est presque toujours plus intense qu'en polarisation croisée. Les images résultantes de cette polarisation ont donc un rapport signal sur bruit (S/N) plus élevé et génèrent de meilleurs résultats, notamment en interférométrie radar. En polarimétrie interférométrique, les images en polarisation croisée sont utilisées en complément des images en polarisation parallèle pour reconstituer la forme des objets 3D, dont la réponse est due à une combinaison des mécanismes de diffusion (e.g. diffusion de surface et diffusion de volume), comme les couverts végétales (Cloude et Papathanasiou, 1998). Ce type d'interférométrie n'est pas examiné dans notre recherche.

### 1.1.1.3 Source du rayonnement, antenne et faisceau

Pendant que la plate-forme du satellite avance le long de sa trajectoire, la source du radar produit des impulsions micro-ondes avec une fréquence de répétition des impulsions (FRI) constante. Chaque impulsion correspond à une ligne de balayage. Les satellites RSO emploient donc des FRI élevée de plus d'un millier de Hertz (tableau 1.1). Comme nous le verrons plus loin, plus la FRI est grande, plus la largeur des lignes de balayage créées après focalisation est fine.

L'antenne sert de transducteur du rayonnement électromagnétique généré de l'état guidé à l'état libre (transmission) et vice-versa (réception). Elle contient des alignements de radiateurs élémentaires qui contrôlent la phase des ondes émises. Il est ainsi possible de concentrer le rayonnement dans un faisceau étroit (lobe principal de l'antenne) et d'orienter ce lobe dans la direction voulue, sur l'un des côtés de la trajectoire de vol (visée latérale). Habituellement, les satellites RSO orientent leur faisceau à droite de leur trajectoire. Certains systèmes, comme celui de RS2, ont la capacité de déplacer mécaniquement leur antenne et ainsi d'orienter leur faisceau de deux côtés de la trajectoire.

Tous les satellites RSO modernes peuvent ajuster l'angle d'élévation du faisceau et ainsi créer des images avec des angles de visée différents. L'angle de visée du radar (ou l'angle d'incidence dans le cas d'un terrain horizontal) constitue, avec la longueur d'onde et la polarisation, un facteur important de modulation du signal de retour. À titre d'exemple, un angle de visée proche du nadir (« profond ») favorise la pénétration des ondes dans un couvert végétal et augmente la sensibilité du signal à l'humidité des sols tandis qu'un angle de visée loin du nadir (« peu profond ») favorise la sensibilité du signal à la rugosité des surfaces. Un autre exemple, en terrain accidenté, un angle de visée profond augmente la probabilité d'apparition des phénomènes d'inversion des objets surélevés tandis qu'un angle peu profond augmente la probabilité d'apparition des zones d'ombre (section 1.2.2). Les phénomènes d'inversion et d'ombre, fréquents en milieu urbain, ont des effets adverses en interférométrie.

Il existe trois modes d'acquisition des images en fonction de l'orientation du faisceau : le mode zonal, le mode ScanSAR, et le mode SpotLight (figure 1.3).

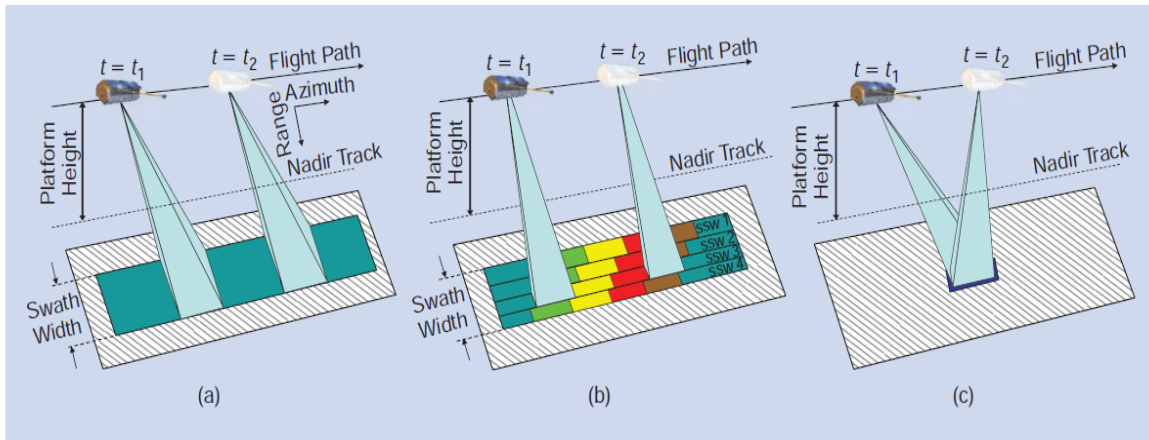


Figure 1.3 : Les différents modes d'acquisition des données RSO : (a) mode zonal; (b) mode ScanSAR et (c) mode SpotLight (source: Moreira, 2013)

### 1.1.1.3.1 Le mode zonal

Le radar opère en mode zonal (*strip mode*) lorsque l'orientation du faisceau est fixé pendant toute l'acquisition des données. La figure 1.3a illustre ce mode d'acquisition. L'emprise du lobe de l'antenne au sol définit la ligne de balayage qui demeure toujours perpendiculaire à la trace au sol de la trajectoire du satellite. Tenant compte de l'ouverture angulaire dans la direction azimutale et dans la direction transversale du faisceau (fonctions des dimensions de l'antenne et de la longueur d'onde d'opération) ainsi que de la distance radar-objet au centre de l'emprise, il est possible de calculer approximativement les dimensions d'une ligne de balayage. Ainsi avec les données du tableau 1.1, nous trouvons que la largeur d'une ligne de balayage est de 4 à 5 km pour les deux satellites RSO tandis que la longueur est d'une trentaine de kilomètres pour TSX et d'une cinquantaine de kilomètres pour RS2. L'angle d'élévation du faisceau peut être fixé à chaque acquisition, donc les angles de visée peuvent différer d'une acquisition à l'autre.

### 1.1.1.3.2 Le mode ScanSAR

En modifiant électroniquement l'élévation du faisceau pendant l'acquisition des données en mode zonal, il est possible de balayer de larges couloirs et ainsi obtenir des images en mode ScanSAR (figure 1.3b). La faible résolution spatiale de ces images, particulièrement dans la direction azimutale, n'est cependant pas appropriée pour une cartographie détaillée du milieu urbain. Ce type d'images est donc exclu de notre recherche.

### **1.1.1.3.3 Le mode SpotLight**

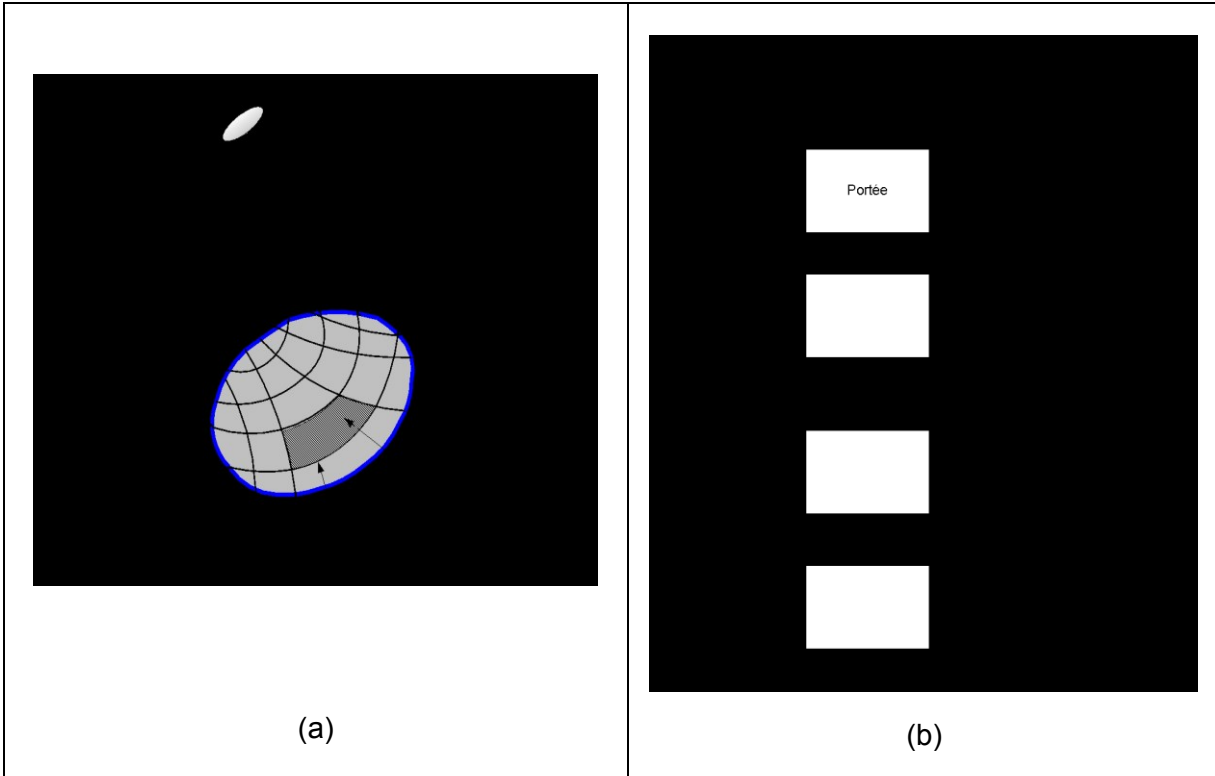
Le mode d'acquisition SpotLight présente un intérêt particulier pour les applications en milieu urbain (figure 1.3c). Ici aussi, l'angle d'élévation du faisceau est fixé, mais contrairement au mode zonal, le faisceau est légèrement dépointé dans la direction azimutale de sorte de couvrir le même territoire (« spot ») avec un plus grand nombre de lignes de balayage qu'en mode zonal. La résolution spatiale en azimuth obtenue est plus fine, au détriment de l'étendue de la zone de couverture (tableau 1.2). À titre d'exemple, l'angle de dépointage du satellite TSX en mode SpotLight peut varier de  $\pm 0.75^\circ$ .

## **1.1.2 Formation des matrices de signaux et focalisation**

### **1.1.2.1 Le cas du mode zonal**

#### **1.1.2.1.1 Formations des matrices de signaux**

Le front d'onde balaie la surface visée et les objets situés le long de cette ligne de balayage diffusent une partie du rayonnement reçu dans la direction du radar. Le rayonnement rétrodiffusé est capté par l'antenne et échantillonné. Cette étape d'échantillonnage des signaux est une opération complexe. Comme le montre schématiquement la figure 1.4, l'échantillonneur doit séparer les signaux selon leur temps d'arrivée, fonction de la distance radar-objet dans la direction transversale, et selon leur fréquence Doppler, fonction de la position d'une unité d'échantillonnage par rapport au radar dans la direction azimutale. Les signaux échantillonnés sont ensuite séparés selon leurs deux composantes : en phase (I) et en quadrature de phase (Q), lesquelles sont discrétisées selon une échelle de bits choisie. Le résultat obtenu correspond à l'image brute d'une ligne de balayage, et appelée matrice des signaux.



**Figure 1.4 : Formation d'une matrice de signaux par ligne de balayage :**  
 a) unités d'échantillonnage en portée et azimut (adapté de Elachi et al., 1982);  
 b) Échantillonnage des signaux en temps d'arrivée et en fréquence Doppler (adapté de Hovanessian 1980)

#### 1.1.2.1.2 Résolution en portée et azimutale

Dans la direction transversale, la résolution spatiale minimale que l'on puisse obtenir correspond à la distance parcourue par le signal sur un intervalle de temps équivalent à la durée d'une impulsion (quelques  $\mu\text{s}$ ). Pour maintenir la puissance du signal transmis et la résolution en portée à des niveaux appropriés, les satellites RSO ont recours à la technique du frémissement (« chirp »). Cette technique consiste à moduler linéairement en fréquence le signal émis autour de sa fréquence porteuse, tandis que l'amplitude du signal reste constante. Pour caractériser les différentes modulations linéaires, on utilise la largeur de la bande passante du chirp. Ainsi, un même objet au sol génère une série de signaux dont la fréquence diffère légèrement. L'échantillonneur doit donc séparer également les signaux d'une même portée selon leur fréquence modulée.

Dans la direction azimutale, les lignes de balayage successives se chevauchent, compte tenu de leur largeur de plusieurs kilomètres. Ainsi, le même élément de surface est visé par plusieurs lignes de balayage successives du radar. À chaque ligne de balayage, la position de l'élément visé change par rapport à l'antenne. Ce changement de position se

traduit par une variation de la fréquence Doppler. Tandis que dans les matrices des signaux, la position de cet élément selon l'axe en portée demeure constante, la position selon l'axe azimutal change d'une matrice (correspondant à une ligne de balayage) à l'autre car sa fréquence Doppler change (figure 1.5). Afin d'éviter toutes ambiguïtés lors de l'échantillonnage en azimut, le pas d'échantillonnage est défini selon le déplacement du faisceau au sol entre deux lignes de balayage successives. Ainsi, un calcul simple nous donne l'ordre de grandeur de la résolution en azimut. Par exemple dans le cas de RS2 en mode zonal, la FRI maximale est de 3800 Hz (tableau 1.1) donc une ligne de balayage est acquise tous les 1/3800 secondes. Sachant que la vitesse de déplacement du satellite est de l'ordre de 7.5 km/s, le faisceau se déplace dans la direction azimutale que d'environ 2 m au sol, ce qui correspond approximativement à la résolution en azimut atteignable avec cette FRI.

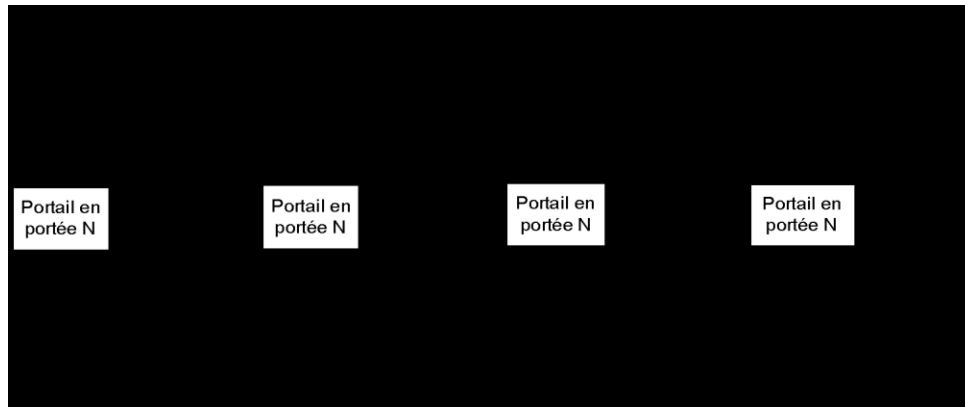


Figure 1.5 : Un élément au sol A est observé sur une série des lignes de balayage successive; sa distance au radar demeure stable (portée N) mais sa fréquence Doppler change d'une ligne de balayage à l'autre (adapté de Hovanessian, 1980)

### 1.1.2.1.3 Focalisation

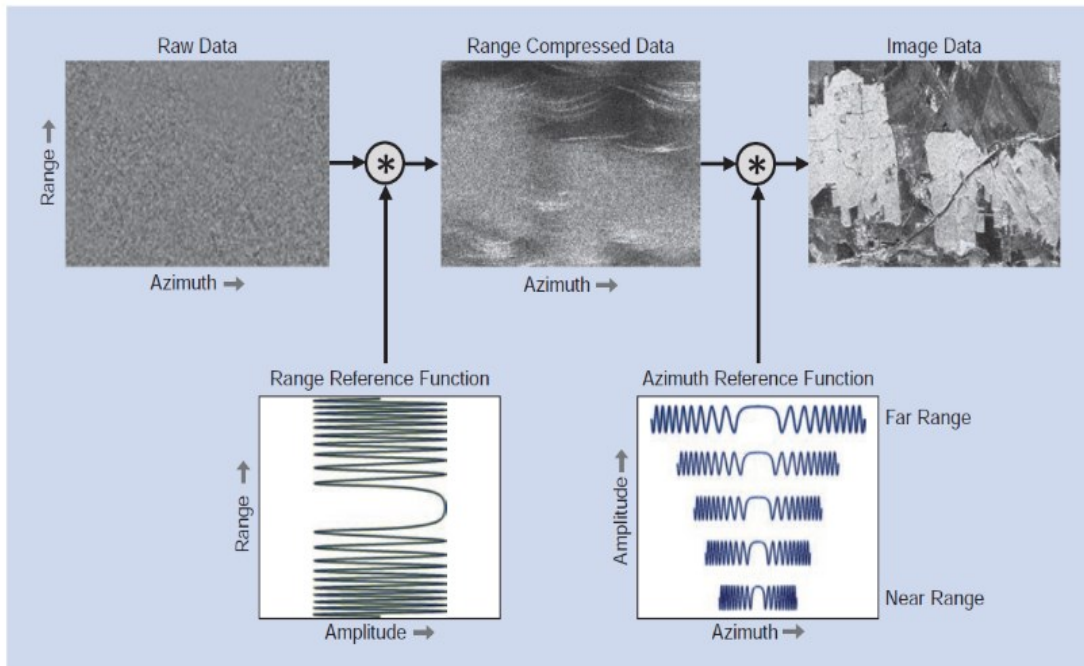
Une fois les matrices des signaux générées, l'étape de focalisation est effectuée par les processeurs RSO. La focalisation est réalisée indépendamment dans la direction en portée et dans la direction en azimuts à l'aide de signaux de référence, en commençant par la direction en portée (figure 1.6). Les signaux en portée sont convolués par le conjugué complexe du signal de référence. La résolution en portée,  $\delta R$ , après compression est égale à :

$$\delta R = \frac{c}{2B_{chirp}} \quad (1.1)$$

avec  $B_{chirp}$  la largeur de bande passante du chirp et  $c$  la vitesse de la lumière. Le facteur 2 tient compte du temps de propagation aller-retour du signal. La résolution en distance ne dépend donc que de la largeur de la bande passante du chirp. Plus cette dernière sera grande, meilleure sera la résolution. À titre d'exemple, il est possible d'atteindre une résolution en portée de l'ordre de 50cm avec la bande passante de 300MHz de TSX (tableau 1.1).

L'opération de compression en portée est suivie d'une opération analogue en azimuth. Cette opération se base sur l'ensemble des signaux émis par un même élément au sol, donc provenant de la série des lignes de balayage sur lequel l'élément est visé. Cette série de lignes de balayage couvrent un territoire équivalent à l'emprise du faisceau, et est nommée la longueur de l'antenne de synthèse. Comme illustré sur la figure 1.6, le signal de référence en azimuth change en fonction de la portée pour tenir compte du changement de largeur de l'emprise au sol entre la portée proximale et la portée distale. À la fin de cette opération, les lignes de balayage possèdent des largeurs constantes et chaque élément au sol est représenté à la position où sa fréquence Doppler est nulle, c'est-à-dire lorsque l'élément au sol se trouve à la hauteur du radar. Bien que toute la longueur de l'antenne de synthèse est utilisée pour construire l'image d'un élément, il s'agit d'une image à une vue (single look). Ces images sont à la plus fine résolution azimuthale atteignable, mais elles contiennent un fort bruit de chatoiement (section 1.2.1). Pour minimiser l'incidence de ce bruit, une opération de multi-vues est effectuée. Cette dernière consiste à moyenner des portions de l'image (moyenne non-cohérente). Il est évident que cette opération réduit la résolution spatiale de l'image finale.





**Figure 1.6 : Schématisation du processus de focalisation : convolution des données brutes avec une fonction de référence en portée oblique (compression en portée), suivie d'une convolution avec une fonction de référence en azimuth (compression en azimuth) qui change en fonction de la portée (source : Moreira *et al.*, 2013)**

Sur l'exemple de la figure 1.6, il est particulièrement évident sur l'image obtenue après compression en portée que les signaux provenant d'un même élément au sol ne sont pas étalés parallèlement à l'axe des azimuths tel qu'indiqué sur la figure 1.5. Ils sont disposés plutôt selon des paraboles. Ceci est le résultat du phénomène de migration en distance. En effet, tel qu'illustré sur la figure 1.4a, les lignes d'équidistance sont des paraboles. La rotation de la Terre, l'excentricité de l'orbite ou le dépointage du faisceau peuvent également causer des migrations en distance (Tison, 2004). Ces migrations sont normalement corrigées juste avant la focalisation en azimuth.

### 1.1.2.2 Le cas du mode SpotLight

Dans le cas du mode SpotLight, la formation des matrices de signaux par ligne de balayage suit les mêmes principes que dans le cas du mode zonal. Cependant, l'opération de focalisation est plus complexe en raison des changements d'angle du faisceau pendant l'acquisition des données. Ce changement d'angle est nommé strabisme (squint). Différentes techniques sont proposées pour réaliser une focalisation exacte (e.g. Zamparelli *et al.*, 2014). Toutefois leur présentation dépasse largement les objectifs de cette recherche.

### 1.1.3 Les images en format complexe

Le tableau 1.2 présente les caractéristiques des images de haute résolution en format SLC des satellites TSX et RS2. Ces images sont créées suite à l'étape de focalisation et sont à la base de la technique interférométrique. Elles comportent les deux composantes en phase (I) et en quadrature de phase (Q) par pixel, et sont en géométrie "portée oblique-zéro de Doppler".

**Tableau 1.2 : Caractéristiques des images de haute résolution obtenue par TSX et RS2**  
(Sources : Airbus, 2015; MDA, 2009)

Mode	TSX (images monopolarisées)		RS2 (images monopolarisées)	
	Résolution en m (Portée oblique x Azimut)	Dimensions nominales en km d'une image (Portée x Azimut)	Résolution en m (Portée oblique x Azimut)	Dimensions nominales en km d'une image (Portée x Azimut)
SpotLight (SL) Staring-SL HighRes SL SL	Différents produits : 0.6 x 1.1 1.2 x 1.1 1.2 x 1.7	10 x 5 10 x 5 10 x 10	1.6 x 0.74	18 x 8
StripMap (SM) SM-Ultra-Fin SM-Multi-vues Fin SM-Fin	1.2 x 3.3	30 x 50	1.6 x 2.8 3.1 x 4.6 5.2 x 7.7	20 x 20 50 x 50 50 x 50

A partir des deux composantes, nous pouvons créer l'image en amplitude (ou de puissance) et l'image de phase du signal rétrodiffusé :

$$Amplitude = \sqrt{I^2 + Q^2}$$

$$Puissance = I^2 + Q^2 \quad (1.2)$$

$$Phase = \arctan\left(\frac{I}{Q}\right)$$

L'amplitude est une mesure de la capacité d'un objet à rétro-diffuser les micro-ondes. Cette dernière est fonction des paramètres d'opération du satellite RSO ainsi que des caractéristiques géométriques et électriques de l'objet. L'amplitude par pixel (i,j) est souvent exprimée en dB selon l'une des trois conversions de valeurs numériques  $\beta^0, \sigma^0, ou \gamma^0$  (Raney, 1998) :

- $\beta_{ij}^0$  (beta zéro) exprime la « brillance » du signal rétro-diffusé par unité de surface en portée oblique où la variation de la puissance du signal émis est compensée selon le patron de l'antenne.
- $\sigma_{ij}^0 = \beta_{ij}^0 + 10 \log (\sin \theta_j)$  (sigma zéro) représente le coefficient de rétrodiffusion par unité de surface projeté au sol (portée au sol) selon l'angle d'incidence  $\theta_j$ .
- $\gamma_{ij}^0 = \beta_{ij}^0 + 10 \log (\tan \theta_j)$  (gamma zéro) représente le coefficient de rétrodiffusion par unité de surface perpendiculaire à la portée oblique.

La phase (mesurée modulo  $2\pi$ ) contient l'information sur la longueur du trajet capteur-objet-capteur parcouru par l'onde. Cette dernière est une mesure très sensible à la portée du radar :

$$\phi_{trajet} = \frac{4\pi}{\lambda} R \quad (1.3)$$

où  $\lambda$  est la longueur d'onde du radar et  $R$  la portée. Cependant, les objets peuvent aussi introduire des délais dans le trajet du signal en fonction de leurs mécanismes de diffusion. Ainsi, nous devons écrire :

$$\phi = \phi_{trajet} + \phi_{dif} \quad (1.4)$$

La présence d'un déphasage dû aux mécanismes de diffusion donne un caractère aléatoire à la mesure de phase. Ainsi, la phase d'une seule image n'est pas exploitable directement. Toutefois, c'est cette phase qui est à la base de l'interférométrie RSO (chapitre 2).

## 1.2 Caractéristiques des images radar

Avant de clore ce chapitre, nous avons cru bon de décrire certains aspects particuliers des images en amplitude, lesquels ont des impacts sur l'extraction exacte et exhaustive de l'information sur la morphologie urbaine. Comme nous le verrons au chapitre 3, les images en amplitude sont primordiales pour la compréhension des produits interférométriques.

### 1.2.1 Le bruit de chatoiement (speckle)

Une caractéristique commune à toutes images radar est la présence du bruit de chatoiement qui leur donne un aspect granuleux, tel qu'illustré sur la figure 1.7a. L'usage d'un rayonnement quasi-monochromatique et cohérent est à l'origine de ce bruit. Chaque unité de résolution au sol est composée de plusieurs diffuseurs élémentaires et le signal rétrodiffusé est le résultat de l'addition cohérente des signaux élémentaires. La disposition des diffuseurs à l'intérieur de la cellule de résolution conduit donc à des interférences des signaux élémentaires destructives et constructives. Ainsi même si l'objet au sol demeure inchangé, le signal enregistré d'un pixel à l'autre peut varier d'une façon significative. Des filtres de lissage adaptatifs sont souvent appliqués pour réduire l'incidence de ce bruit tout en préservant les cibles de forte amplitude qui correspondent aux éléments de structure d'une image.

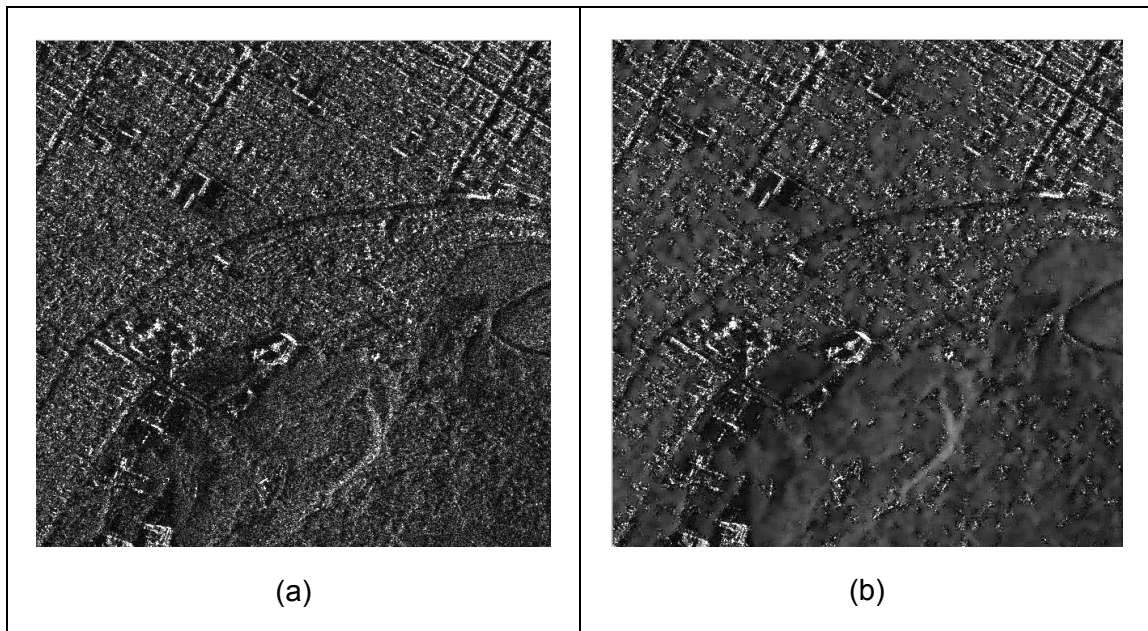
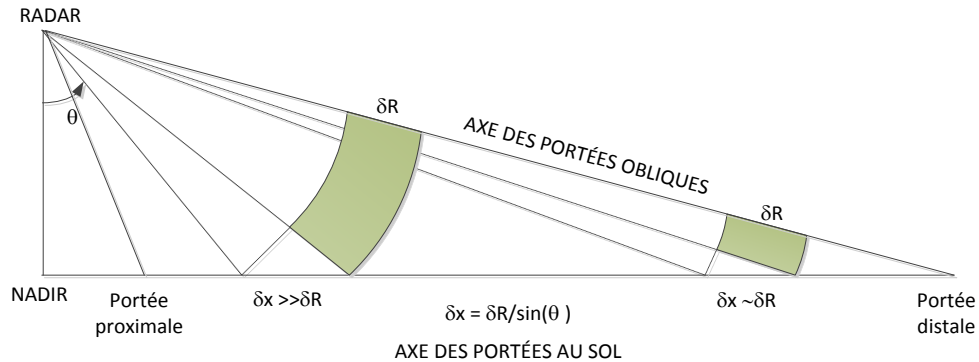


Figure 1.7 : Extrait d'une image TSX de la région de Montréal :  
a) image en amplitude; b) image filtrée (filtre gamma, 11x11 pixels, Lopes *et al.*, 1993)

### 1.2.2 Les distorsions géométriques-radiométriques

Une image RSO est la projection d'une surface tridimensionnelle à un espace bidimensionnelle. La projection dans la direction transversale est de type cylindrique et ne présente donc pas de distorsions. Par contre, la dimension de la surface élémentaire équivalente à une cellule de résolution en portée oblique dépend de la distance radar-objet. Ainsi, la dimension d'une surface élémentaire est plus grande pour les portées proximales

que pour les portées distales (figure 1.8). Ces changements d'échelle sont beaucoup plus importants pour les images aéroportées que dans le cas des images satellites où les angles de visée ne varient que de quelques degrés. Souvent, les images en amplitude, acquises en portée oblique, sont fournies en portée au sol avec des pixels carrés. Les valeurs des pixels sont alors rééchantillonnées. Il est plus commun de parler d'espacement inter-pixel, plutôt que de résolution spatiale.



**Figure 1.8 : Géométrie d'une image radar**

La géométrie d'acquisition des images selon l'axe des portées obliques crée des distorsions géométriques et radiométriques dans le cas des terrains accidentés. Selon la relation entre l'angle de visée du radar et l'angle de la pente du versant faisant face au radar, les phénomènes suivants peuvent se manifester : a) Raccourcissement si l'angle de la pente est inférieur à l'angle de visée du radar (figure 1.9a), b) Recouvrement si l'angle de la pente est égal à l'angle de visée (figure 1.9b), les signaux provenant des différentes portions du versant arrivent au capteur au même moment, et c) Inversion si l'angle de la pente est supérieur à l'angle de visée (figure 1.9c), les signaux provenant du sommet du versant arriveront au capteur avant les signaux provenant du pied du versant. Concernant les versants à l'opposé du radar, les phénomènes suivants peuvent se manifester : (a) Élongation si l'angle de la pente est inférieur à l'angle de visée (figure 1.9a) et (b) Ombre radar si l'angle de la pente est supérieur ou égal à l'angle de visée (figure 1.9d), il n'y a aucun signal de retour. Tous ces phénomènes (notamment le recouvrement, l'inversion et l'ombre) complexifient beaucoup l'interprétation des images RSO en milieu accidenté.

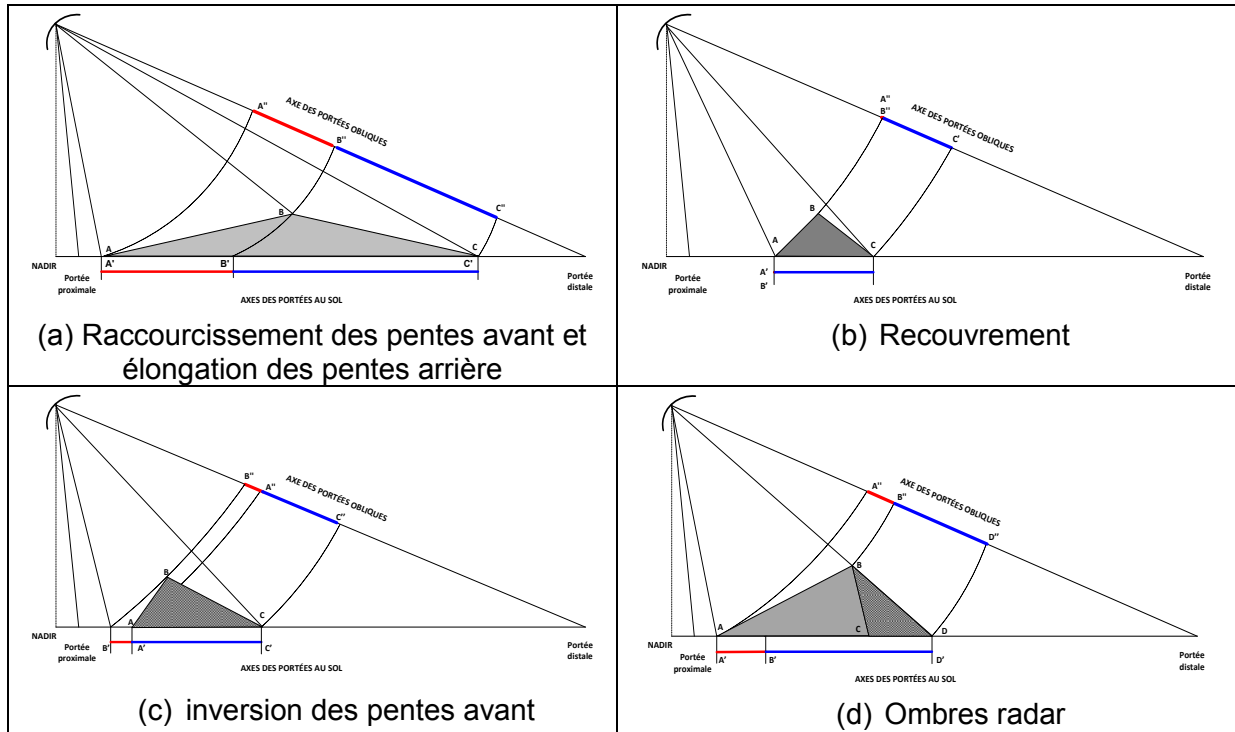


Figure 1.9 : Distorsions géométriques-radiométriques des images radar en terrain accidenté (voir texte)

Les images des milieux urbains contiennent beaucoup de ces phénomènes, en raison des nombreux objets surélevés (e.g. bâtiments, pylônes). Ces derniers peuvent être inversés, recouvrir les signaux des éléments disparates et engendrer des zones d'ombres.

### 1.2.3 Caractéristiques des éléments de la morphologie urbaine

Les bâtiments, le réseau routier et les occupations du sol constituent les principaux éléments descriptifs de la morphologie d'un milieu urbain. Nous présenterons donc quelques détails sur leur apparence sur des images RSO de haute résolution en polarisation HH. Ces détails sont utiles pour les autres chapitres de cette thèse.

#### 1.2.3.1 Les bâtiments

Dans les villes Nord-Américaines, comme celle étudiée dans cette recherche, le découpage des fonctions urbaines en zones est bien défini. Et il est possible de définir des catégories de bâtiments possédant des caractéristiques plus ou moins similaires sur les images RSO et une fonction commune.

Les zones d'industrie légère possèdent souvent des bâtiments espacés, d'emprise au sol large, de forme régulière, et sont relativement hauts avec des toitures plates (figure 1.10).



Leurs façades faisant faces au radar, et éclairées par celui-ci, sont projetées sur l'espace devant elles à cause du phénomène d'inversion dont il a été question précédemment. La projection peut être plus ou moins éloignée de l'emprise de la façade au sol dépendant de l'angle d'incidence et de la hauteur du bâtiment. Selon la configuration du bâtiment, il n'est pas rare d'observer la présence de forts diffuseurs créés par le trajet multiple du rayonnement après diffusion (e.g. diffuseurs diédriques, triédriques, etc.). À l'arrière des bâtiments, des zones d'ombres sont observables. Cependant, ces zones sont parfois peu visibles à cause des diffusions multiples entre les objets situés à l'arrière des bâtiments et les façades de ces bâtiments. La toiture des bâtiments peut être plus ou moins visible dépendant du matériau (métallique ou non) et de sa rugosité. La figure 1.11 présente de façon schématique les différents phénomènes observables avec ces types de bâtiments. Comme il en sera question dans le chapitre 7, les algorithmes de détection de ce type de bâtiments sur les images en amplitude essaient dans un premier temps d'isoler les façades bien éclairées par le radar ainsi que les zones d'ombres. Ces éléments servent dans un seconde étape comme intrants à des modèles géométriques-radiométriques pour reconstituer le volume de ces bâtiments.

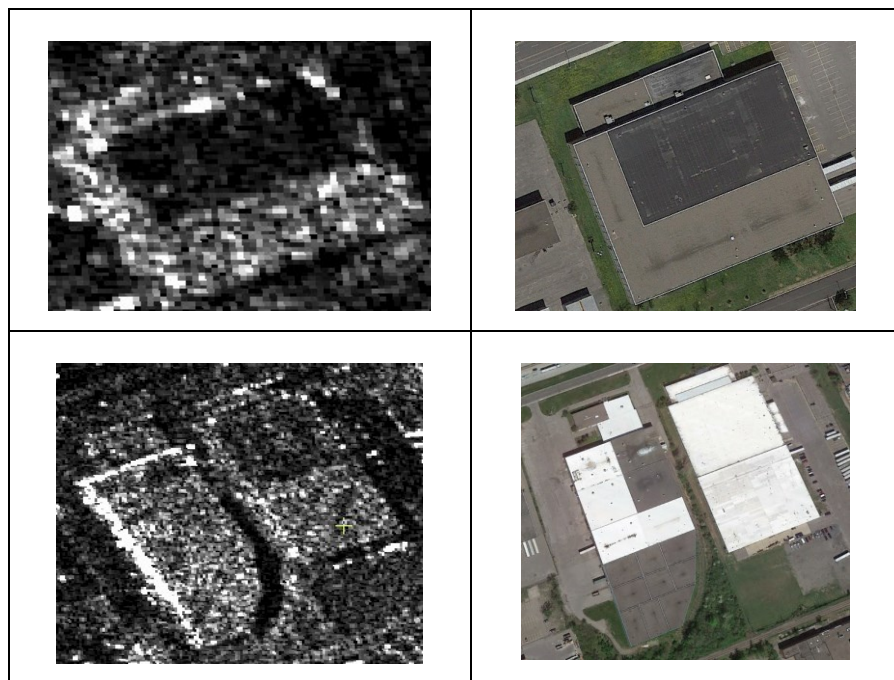


Figure 1.10 : Bâtiments dans un secteur industriel : extrait d'une image TSX haute résolution (agrandie) et une image optique correspondante (Google Earth)

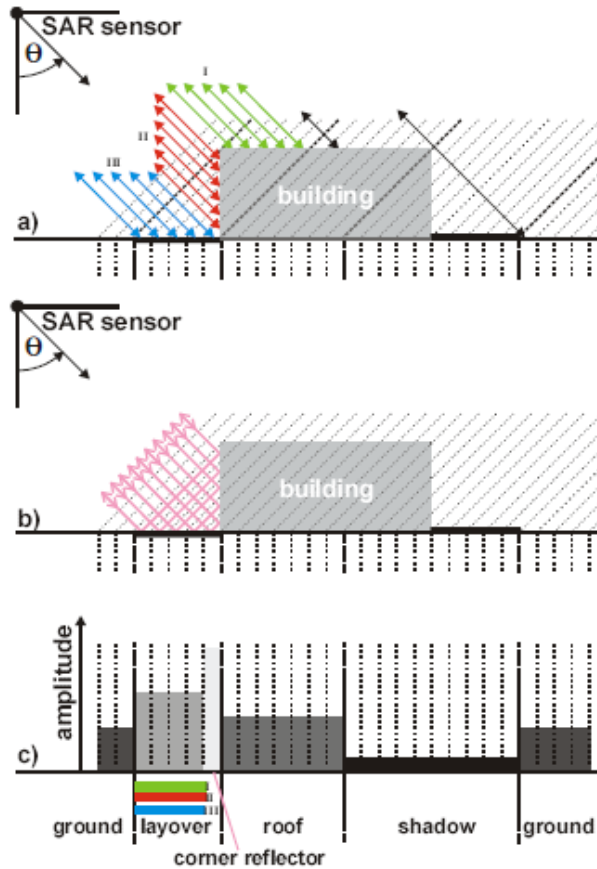


Figure 1.11 : Phénomènes radar sur un bâtiment à toiture plat : (a) inversion, (b) réflexion en coin, (c) projection sur la ligne de portée RSO (source : Soergel *et al.*, 2003)

Les mêmes constats peuvent être faits avec de grands bâtiments de type commercial, institutionnel ou des tours résidentielles. Toutefois, les zones où de nombreux bâtiments de ce type sont présents en forte concentration (e.g. centre-ville) sont excessivement complexes à interpréter en raison des inversions, occlusions et ombres qui s'entremêlent.

Concernant les quartiers résidentiels, la visibilité des bâtiments est variable. Dans les quartiers résidentiels densément bâtis, la vue des bâtiments est souvent obstruée et il est difficile de départager les signaux provenant des bâtiments individuels. Enfin, les bâtiments dans les milieux résidentiels de faible densité sont de petites tailles et souvent masqués par les arbres aux alentours. La détection de ce type de bâtiments est complexe et, pour diverses raisons, les études dans ce domaine sont rarissimes.



La figure 1.12 montre quelques exemples de bâtiments dans différentes zones de la Ville de Montréal.

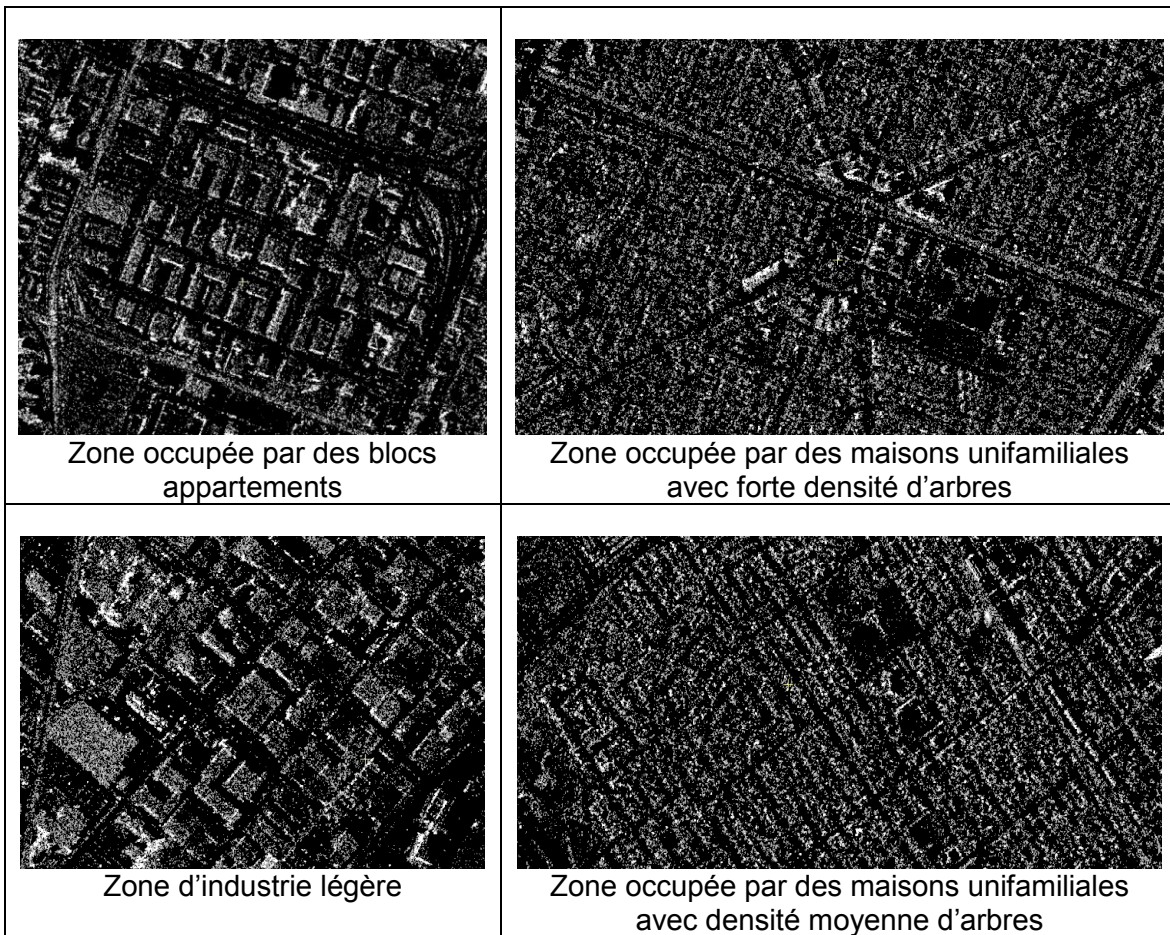


Figure 1.12 : Différentes zones du bâti, extraits d'une image TSX SpotLight de Montréal

### 1.2.3.2 Le réseau routier

À priori, les routes apparaissent sur les images RSO de haute résolution comme des objets de faible réflectivité, en raison de leur surface lisse. Comme le montre la figure 1.12, ce n'est pas tellement la largeur des routes qui conditionne leur visibilité mais plutôt leur environnement (e.g. présence de véhicules, déversement des façades des bâtiments qui bordent la route). La radiométrie seule ne suffit pas pour détecter automatiquement les routes ou, tout au moins, des segments de route. Comme le montre l'exemple de la figure 1.13, les plans d'eau calme sur les images RSO ont une faible réflectivité et se confondent facilement avec les routes. Comme nous le verrons au chapitre 3, la détection automatique des routes sur les images en amplitude n'est pas aisée. L'évaluation du contraste local est un intrant pour tous les algorithmes de détection des routes.



Figure 1.13 : Radiométrie d'un cours d'eau vs radiométrie d'une autoroute.  
Extrait d'une images TSX SpotLight de Montréal

### 1.2.3.3 Les occupations du sol

Les figures 1.12 et 1.13 donnent un aperçu des patterns caractéristiques créés par les différents types de bâti. La figure 1.14 montre, pour sa part, des exemples de surfaces végétalisées. A partir de toutes ces figures, il est clair que la radiométrie seule ne peut conduire à une cartographie fiable des occupations du sol. La prise en compte de l'arrangement spatial des teintes de gris est un élément essentiel. Comme nous le verrons au chapitre 3, plusieurs métriques mesurent cet arrangement spatial via des algorithmes de texture.

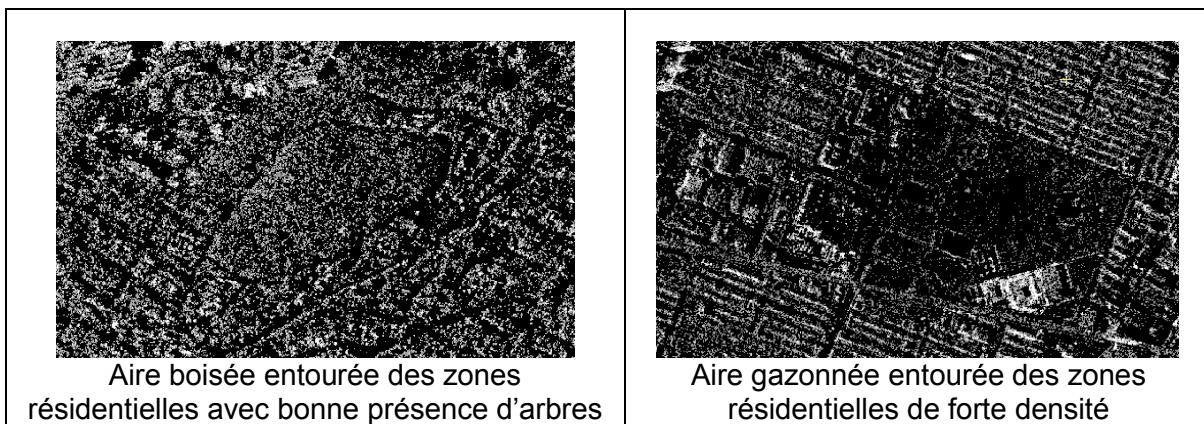


Figure 1.14 : Exemples des surfaces végétalisées.  
Extrait d'une images TSX SpotLight de Montréal

## Chapitre 2 : Interférométrie par satellite

Le terme interférométrie RSO fait référence à différentes techniques fondées sur la mesure des différences de phase entre au moins deux images RSO couvrant un même territoire. Selon les conditions d'acquisition des images, les différences de phase peuvent être converties en hauteur ou en déplacement de surface. La technique interférométrique permettant d'estimer la hauteur des objets à partir des données satellites est de mise dans notre recherche.

Une littérature volumineuse existe à propos de la technique interférométrique visant l'extraction de modèles 3-D de la surface terrestre (e.g. Bamler et Hartl, 1998; Rossen *et al.*, 2000; Richards, 2007). Dans cette section, seul un synopsis de cette technique sera présenté (section 2.1) accompagné d'une description sommaire de la procédure générale pour la mise en pratique de cette technique (section 2.2). Ces sections serviront de référence pour les autres chapitres.

### 2.1 Estimation des hauteurs : les principes

L'interférométrie par satellite dite à passage répété est appliquée pour l'estimation des hauteurs de surface. Les acquisitions des images sont espacées de quelques jours (deux satellites RSO fonctionnant en tandem) à des semaines, voire des mois (un seul RSO). Le fait que le satellite ne suit pas exactement la même orbite d'un passage à l'autre est exploité pour obtenir un interférogramme. Ces orbites sont distantes de quelques centaines de mètres et sont pratiquement parallèles (Figure 2.1). Cette distance entre les deux positions du satellite est nommée la ligne de base de l'interférogramme,  $B$ . Chaque pixel situé le long de la fauchée se situe à une distance légèrement différente des deux positions du capteur RSO. Cette différence en portée,  $\Delta R$ , est estimée grâce aux différences de phases mesurées par le capteur RSO. Grâce à la connaissance des orbites du satellite et de la géométrie des acquisitions, les différences des phases mènent à l'estimation des hauteurs des objets par rapport à une surface de référence, le plus souvent l'ellipsoïde terrestre. Le principe de conversion de la différence de phase en hauteur est expliqué brièvement par la suite en considérant une configuration identique à celle de la figure 2.1, mais en ignorant la courbure de la Terre.

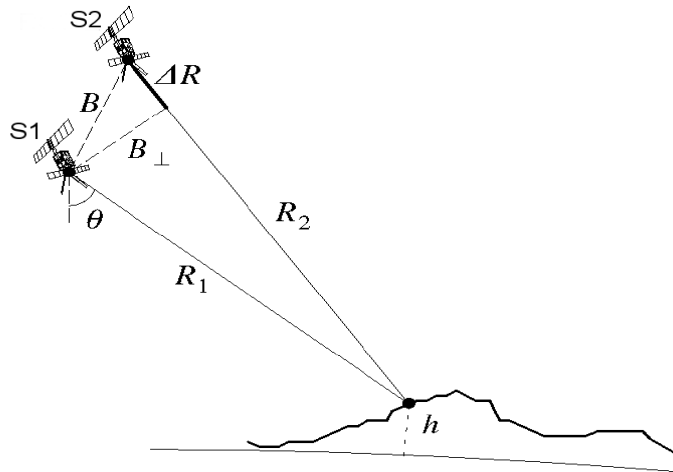


Figure 2.1 : Formation de l'interférométrie RSO (source : Bamler, 1997)

La figure 2.2 illustre la géométrie d'acquisition des données interférométriques dans le cas général où la ligne de base est inclinée d'un angle  $\alpha$  par rapport à l'horizontal (oblicquité de la ligne de base).

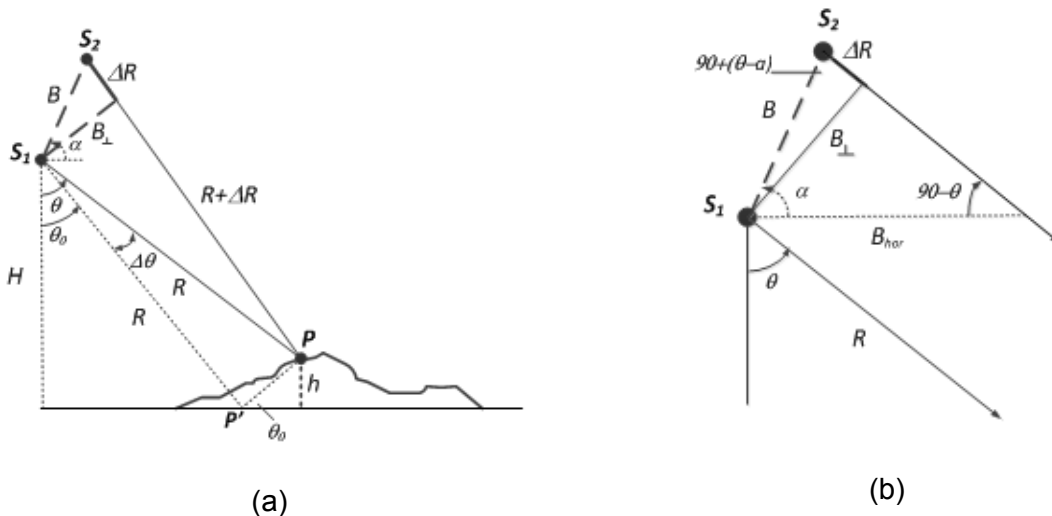


Figure 2.2 : (a) Estimation de la hauteur d'un point quelconque par interférométrie (voir texte); (b) Approximation à des portées parallèles dans le cas de satellites (B étant très faible devant R)

La hauteur d'un point  $P$  quelconque peut s'écrire :

$$h_p = H - R \cos \theta \quad (2.1)$$

La hauteur du satellite par rapport à la surface de référence,  $H$ , et la portée,  $R$ , sont connues, contrairement à l'angle,  $\theta$ , dans le cas où le diffuseur n'est pas sur le plan de référence. Toutefois, cet angle est calculable en utilisant la parallaxe. En effet, à partir de la

loi des cosinus (triangle  $S_1S_2P$ ; fig. 2.2a) et de l'approximation sur les portées parallèles (fig. 2.2b), l'équation suivante est démontrable :

$$\Delta R \approx -B \sin(\theta - \alpha) \quad (2.2)$$

En supposant que le déphasage dû à la diffusion soit constant pour un même élément au sol observé à partir de deux positions du capteur, alors la différence de phase est fonction uniquement de la différence de trajets parcourus par les ondes pour chaque pixel. Cette hypothèse se traduit mathématiquement comme suit :

$$\varphi = \phi_{trajet1} - \phi_{trajet2} = \frac{4\pi}{\lambda}(R_1 - R_2) = -\frac{4\pi}{\lambda}\Delta R \quad (2.3)$$

En combinant les équations (2.2) et (2.3), il est possible d'écrire :

$$\frac{\lambda \varphi}{4\pi B} = \sin(\theta - \alpha) \Rightarrow \theta = \alpha - \sin^{-1}\left(\frac{\lambda \varphi}{4\pi B}\right) \quad (2.4)$$

Et l'équation 2.1 devient :

$$h_p = H - R \cos\left[\alpha - \sin^{-1}\left(\frac{\lambda \varphi}{4\pi B}\right)\right] \quad (2.5)$$

L'estimation de la hauteur d'un point par rapport à la surface de référence requiert donc la connaissance de la ligne de base,  $B$ , de l'oblicité de la ligne de base,  $\alpha$ , de la phase interférométrique,  $\varphi$ , de la portée,  $R$  ainsi que de la hauteur du capteur,  $H$ . À l'exception de la phase interférométrique, les paramètres de l'équation 2.5 peuvent être estimés à partir des données orbitales et la géométrie d'acquisition des deux images. Les paragraphes suivants fournissent une brève revue des principales étapes pour acquérir l'information sur la phase.

### 2.1.1 Estimation des phases interférométriques

Une des deux images du couple interférométrique est utilisée comme référence et l'autre comme dépendante. Pour calculer les différences de phase entre ces deux images, les pixels correspondants doivent représenter exactement les mêmes éléments de surface. Puisque la géométrie de l'image dépendante diffère de celle de l'image de référence en raison de la position et de l'orientation différente du capteur, l'étape de recalage des images est primordiale avant tout calcul (section 2.2.3).



En supposant que les deux images soient parfaitement recalées, la différence de phase est obtenue en multipliant pixel par pixel le signal complexe de la référence par le conjugué complexe du signal de la dépendante :

$$s_{inter} = s_{réf} s_{dép}^* = |A_{réf}| |A_{dép}| e^{-j(\phi_{réf} - \phi_{dép})} = A_{réf} A_{dép} e^{-j\varphi} \quad (2.6)$$

La différence des phases, nommée phase interférométrique, peut être extraite à partir du calcul suivant :

$$\varphi = \tan^{-1} \left( \frac{\Im(s_{inter})}{\Re(s_{inter})} \right) \quad (2.7)$$

L'image ainsi générée est l'interférogramme. Il représente les phases interférométriques sous forme de franges interférométriques. Puisque les phases ne sont connues que modulo  $2\pi$ , chaque frange est composée d'une série continue de courbes iso-phases dans l'intervalle  $-\pi$  et  $+\pi$  rad, représentées généralement avec une roue des couleurs, comme par exemple :

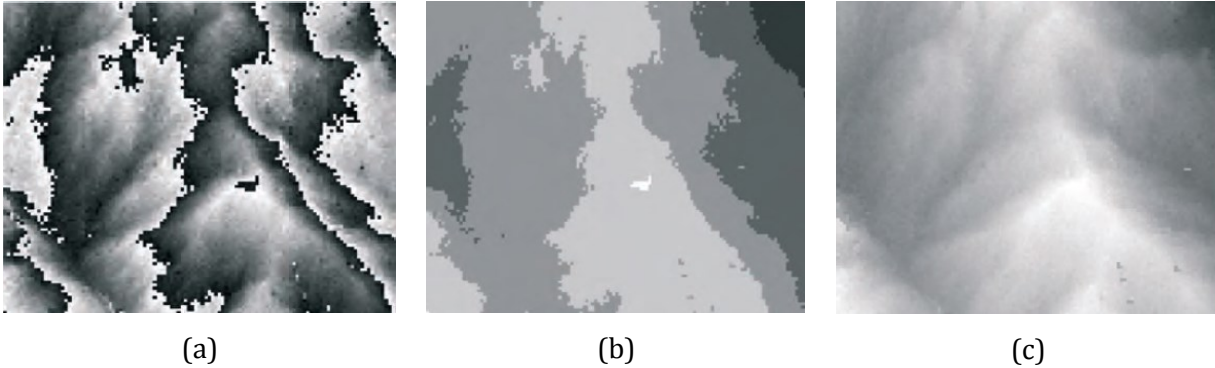


Le caractère cyclique de ces phases empêche l'évaluation exacte de la variation de hauteurs entre deux points quelconques de l'interférogramme. En effet, des discontinuités apparaissent lorsque la valeur de la phase atteint une valeur extrême,  $+\pi$  ou  $-\pi$ ; la phase « saute » alors à l'autre limite de cycle,  $-\pi$  ou  $+\pi$ . Or, la phase interférométrique est une fonction continue qui accroît ou décroît d'une façon, généralement, lente en fonction des variations du relief. Pour obtenir des valeurs continues de la phase sur l'image, des multiples entiers de  $2\pi$  doivent être ajoutés ou retranchés à chaque frange interférométrique. Cette opération est appelée le déroulement de phases. Mathématiquement, cette opération s'exprime comme suit :

$$\psi[i, j] = \phi_{api}[i, j] \pm n[i, j] * 2\pi \quad (2.8)$$

où  $[i, j]$  sont les coordonnées d'un pixel quelconque de l'interférogramme et  $\psi$  la phase interférométrique absolue. Le nombre  $n$  est un entier relatif, qui dépend de la valeur trouvée au pixel voisin.

Concrètement, si la valeur absolue de la différence des phases interférométriques entre un pixel et son voisin est supérieure à  $\pi$ , un nombre  $n$  doit être établi. La figure 2.3 illustre cette opération.



**Figure 2.3 : (a) Exemple d'interférogramme obtenu dans une zone montagneuse : discontinuités visibles (transitions noir/blanc); (b) nombre  $n$  de 2 à ajouter ou retrancher à chaque frange interférométrique; (c) interférogramme après déroulement des phases (source : Feretti *et al.*, 2007a)**

Pour que le déroulement des phases soit efficace, la contribution du relief dans la variation de phases doit être isolée des contributions provenant d'autres sources. Cette question est traitée brièvement dans la section suivante 2.1.1.1, tandis qu'un aperçu des techniques de déroulement de phases est présenté dans la section 2.1.1.2.

### 2.1.1.1 Composition des phases interférométriques

La phase interférométrique d'un pixel quelconque de l'interférogramme peut être considérée comme la somme des phases interférométriques dues à différents facteurs :

$$\varphi = \varphi_{topo} + \varphi_{visée} + \varphi_{déf} + \varphi_{atm} + \varphi_{bruit} \quad (2.9)$$

où  $\varphi_{topo}$  est la contribution recherchée, laquelle est due à la topographie de surface;  $\varphi_{visée}$  représente la contribution dite de « surface plate », due aux variations de l'angle de visée du capteur de la portée proximale à la portée distale;  $\varphi_{déf}$  représente la phase induite par les variations éventuelles de hauteurs entre deux passages du satellite dues à des déformations de surface;  $\varphi_{atm}$  est la phase induite par les variations de l'état de l'atmosphère d'un passage à l'autre du satellite; et  $\varphi_{bruit}$  comprend, entre autres, des contributions dues aux variations de l'état de la surface d'un passage à l'autre du satellite ainsi que de l'instrument de mesure.

### 2.1.1.1.1 Composante $\varphi_{visée}$

La phase interférométrique varie le long de la fauchée du radar même en l'absence de relief car elle est fonction du sinus de l'angle de visée du radar. Si  $\theta_0$  est l'angle de visée en absence de relief topographique et  $h_p$  est la hauteur d'un pixel à la même portée  $R$  (figure 2.2a) alors le changement de l'angle d'incidence introduit par le relief est :

$$\delta\theta \approx \frac{h_p}{R \sin \theta_0} \quad (2.10)$$

Ainsi, en ignorant les composantes autres que celle du relief, la phase interférométrique peut s'écrire :

$$\varphi = -\frac{4\pi}{\lambda} B \sin(\theta_0 + \delta\theta - \alpha) \approx -\frac{4\pi}{\lambda} B \sin(\theta_0 - \alpha) - \frac{4\pi}{\lambda} B \cos(\theta_0 - \alpha) \delta\theta \quad (2.11)$$

L'élimination du premier terme permet d'obtenir la phase interférométrique aplatie (corrigée de la contribution due à la visée), laquelle est utilisée dans l'étape du déroulement des phases :

$$\varphi_{apl} = \varphi_{topo} \approx -\frac{4\pi}{\lambda} B \cos(\theta_0 - \alpha) \frac{h_p}{R \sin \theta_0} = -\frac{4\pi B_{\perp}}{\lambda R \sin \theta_0} h_p \quad (2.12)$$

où  $B_{\perp}$  est la composante perpendiculaire de la ligne de base (figure 2.1). La figure 2.4 illustre cette étape.

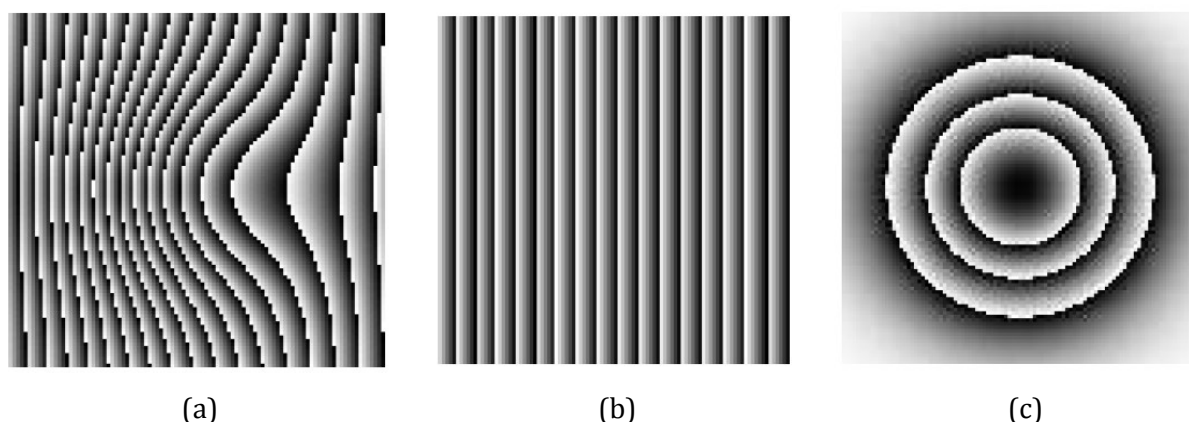


Figure 2.4 : (a) Intéférogramme brut d'une colline de forme gaussienne; (b) Intéférogramme de la surface plate; (c) Intéférogramme aplati (source : Centre Canadien de Télédétection, Ressources didactiques de télédétection radar, Editions CD-ROM, 2001)

La technique d'élimination de cette composante, nommée aplatissage de l'intéférogramme, est examinée dans la section 2.2.5.



### 2.1.1.1.2 Composante $\varphi_{déf}$

La contribution due au déplacement de surface est souvent considérée négligeable ce qui s'avère vrai dans la plupart des cas.

### 2.1.1.1.3 Composante $\varphi_{bruit}$

La phase due au bruit est souvent traitée lors de l'étape de filtrage de l'interférogramme (section 2.2.7). La contribution due aux changements temporels peut être aussi réduite en choisissant des paires interférométriques acquises dans un court intervalle de temps; de ce point de vue, les acquisitions en tandem (e.g. TSX) sont optimales. Les acquisitions sous la pluie, la neige ou pendant de vents forts sont également à éviter car ces phénomènes contribuent aux changements temporels des propriétés des cibles.

### 2.1.1.1.4 Composante $\varphi_{atm}$

En interférométrie à passage répété, des délais dans la propagation des signaux dus à des changements d'état de l'atmosphère causent des variations de phases lesquelles ne sont pas reliées aux variations du relief topographique. Ces variations sont attribuables à des changements d'indices de réfraction d'une acquisition à l'autre, lesquels sont dus à des fortes pluies, de la neige, des variations des concentrations de la vapeur d'eau dans la troposphère, ou encore des variations de la concentration électronique dans l'ionosphère. Cette contribution ne peut être traitée lorsque nous ne disposons que d'une seule paire interférométrique, et engendre donc un impact dans l'estimation des hauteurs. Pour minimiser l'incidence de l'atmosphère, il faut donc rejeter les images acquises sous des conditions météorologiques adverses ou lors de journées très chaudes, lesquelles sont souvent accompagnées d'un haut taux d'humidité de l'air. Les acquisitions effectuées le soir (en orbite ascendante) et durant la même saison sont moins affectées par les effets atmosphériques (Ferretti *et al.*, 2007b).

## 2.1.1.2 Déroulement des phases

Une fois les opérations d'aplatissement et de filtrage de l'interférogramme complétées, l'étape suivante consiste à dérouler la phase. C'est l'étape clé de l'interférométrie.

Il est utile ici d'introduire deux notions fondamentales en interférométrie : la cohérence et la hauteur d'ambiguïté. La cohérence est la magnitude de la corrélation croisée locale des

signaux complexes des pixels. Une cohérence proche de 1 signifie une absence de bruit, condition idéale pour le déroulement des phases. Au contraire, une cohérence proche de 0 indique que les phases interférométriques (calculées par l'équation 2.7) ne représentent que du bruit. Concrètement, l'image de cohérence est générée par l'analyse des valeurs complexes des pixels à l'intérieur d'une fenêtre se déplaçant simultanément sur les deux images du couple (section 2.2.6). Cette image est utilisée dans les étapes subséquentes de diverses façons comme expliqué plus loin, et comme support lors de l'extraction de l'information sur la morphologie urbaine des images RSO (chapitre 3).

La hauteur d'ambiguïté est la différence de hauteurs qui correspond à un changement de la phase interférométrique entre deux pixels de  $2\pi$  radians. D'après l'équation 2.12, la sensibilité de la phase interférométrique aplatie vis-à-vis de la hauteur est :

$$\frac{d\varphi_{apl}}{dh} \cong -\frac{4\pi B_{\perp}}{\lambda R \sin \theta_o} \left[ \frac{rad}{m} \right] \quad (2.13)$$

Ainsi, un cycle de phase interférométrique correspond localement à une différence en hauteur :

$$h_{amb} = -\frac{\lambda R \sin \theta_o}{2B_{\perp}} \left[ \frac{m}{frange} \right] \quad (2.14)$$

Si la hauteur d'ambiguïté est supérieure à la différence locale maximale des hauteurs du terrain, le déroulement de phase n'est pas nécessaire. La figure 2.5 illustre ces cas avec des interférogrammes obtenus par la mission SRTM sous les mêmes conditions d'acquisition (ligne de base de 60 m et altitude du satellite de 234 km) mais avec des longueurs d'onde différentes. Les hauteurs d'ambiguïté pour les bandes C et L sont respectivement de l'ordre de 200 et 900 mètres. Les discontinuités des phases interférométriques sont clairement visibles dans le cas de l'interférogramme réalisé à partir de la bande C alors qu'il n'y a pas de discontinuités dans l'interférogramme en bande L.

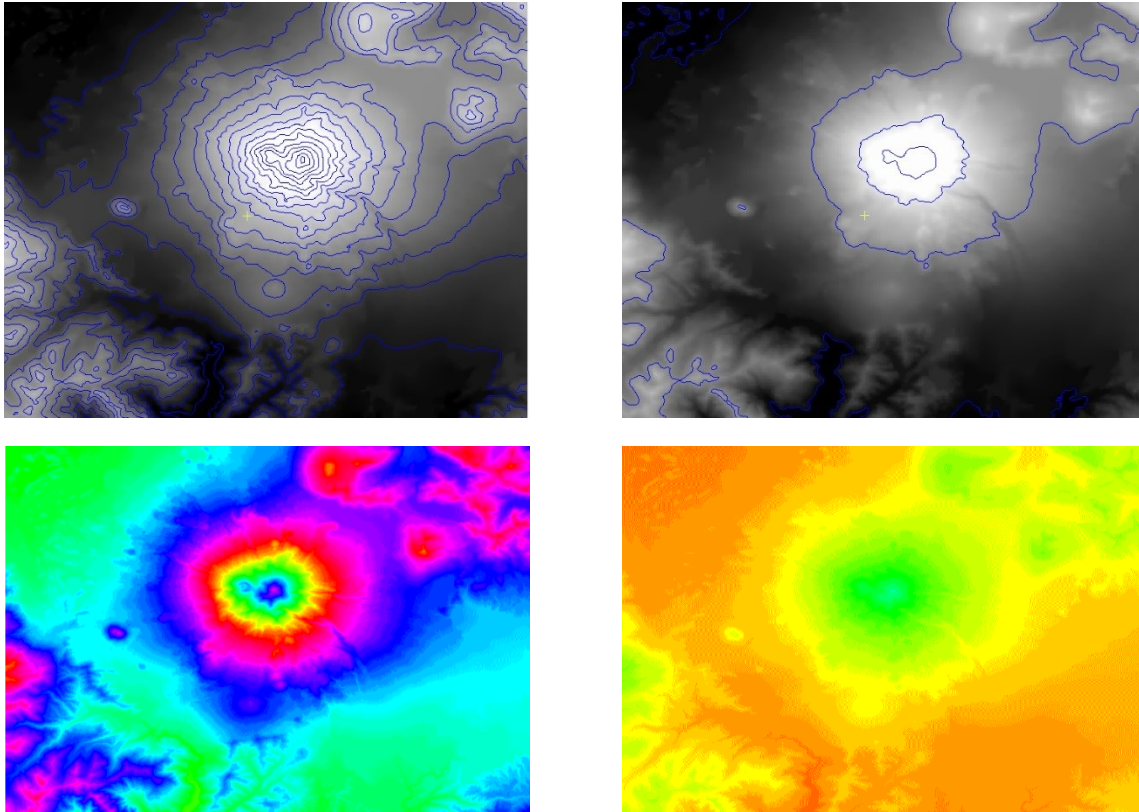


Figure 2.5 : Interférogrammes du Mont Shasra en Californie, obtenus à partir d'images de la mission SRTM en bande C (gauche) et en bande L (droite), et superposés à des courbes de niveau tous les 200 et 900 m (source : J. J. Van Zyl, Radar Remote Sensing for Earth and Planetary Sciences, JPL, URL : [https://www.its.caltech.edu/~ee157/lecture\\_note/Radar.pdf](https://www.its.caltech.edu/~ee157/lecture_note/Radar.pdf) - septembre 2017)

Si la hauteur d'ambiguïté est inférieure aux différences locales de hauteurs, le déroulement de phase constitue une opération obligatoire. Cette opération devient une étape complexe lorsque des discontinuités sont introduites dans les phases, non pas par les changements cycliques de la phase, mais par d'autres facteurs comme l'aliasing dû aux changements brusques du relief (e.g. repliements, inversions) et/ou la présence de régions de faible cohérence (e.g. ombres, décorrélations des signaux de toute sorte).

Les premières études sur le déroulement de phase datent des années 1980. Depuis, plusieurs algorithmes d'application pratique ont été proposés et continuent de l'être, ce qui traduit qu'une solution standard à ce problème est difficile à établir. Les algorithmes les plus populaires sont les algorithmes de coupure de branche, les algorithmes de croissance de régions, les algorithmes de norme minimale et les algorithmes des réseaux de flot. La revue de tous ces algorithmes dépasse largement l'objectif de notre recherche, c'est pourquoi nous en présenterons seulement une brève description.

### 2.1.1.2.1 Algorithmes de coupure de branche

Ces algorithmes parcourent l'ensemble de l'interférogramme en partant d'un point de référence et en suivant un chemin quelconque (par exemple la direction des lignes d'avant en arrière et d'arrière en avant). À chaque fois la différence de phases entre deux pixels consécutifs le long du parcours est calculée et le nombre de cycles ajusté pour trouver la phase absolue (intégration). Afin que le déroulement de phase ne contienne pas d'erreur, la différence de phases entre deux pixels quelconques doit être indépendante du chemin d'intégration emprunté. Dans ce cas, le déroulement de phase n'admet qu'une seule solution et n'est qu'une opération triviale. En pratique, ce cas n'arrive que très rarement en raison des sauts de phase dus à l'aliasing et au bruit. Ces différentes situations sont illustrées sur la figure 2.6.

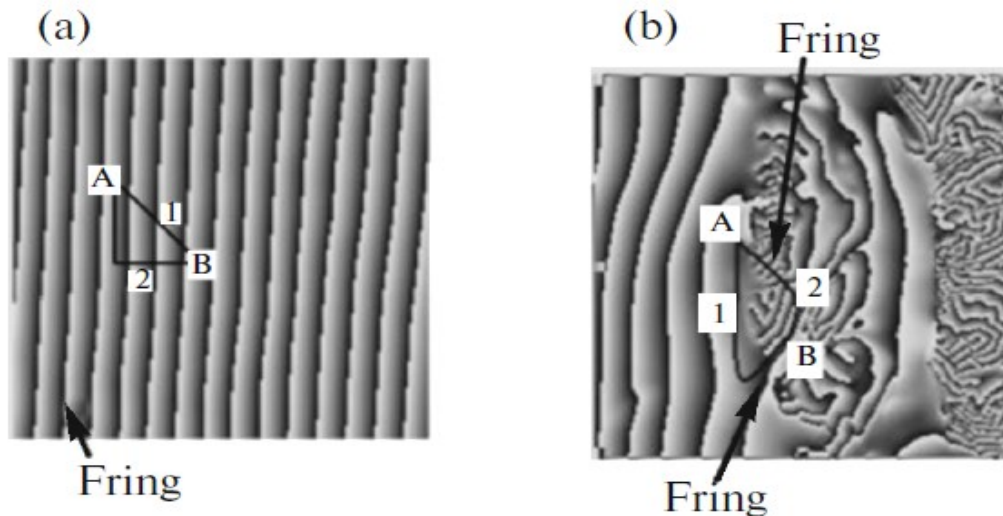


Figure 2.6 : (a) Interférogramme sans sauts de phase : différence de phase indépendante du chemin choisi pour aller du point A au point B; (b) Interférogramme avec présence discontinuités dues à des sauts de phase : la différence de phase entre les points A et B dépend du chemin choisi (adapté de Popov, S.E., 2017. Improved Phase Unwrapping Algorithm Based on NVIDIA CUDA, *Programming and Computer Software*, 43(1): 24-36; fig.1: p.26)

Les sauts de phase non dus à la surface du terrain doivent être identifiés et isolés avant de passer à l'étape du déroulement de phase. D'après l'approche standard, Goldstein *et al.* (1998), les « résidus » doivent être localisés dans un premier temps et les « coupures de branche » établies dans un deuxième temps. D'après l'hypothèse d'un champ de phases conservatif, la somme des différences des phases dans une boucle fermée ( $2 \times 2$  pixels) normalisées par  $2\pi$  doit être égale zéro. Si cette somme est égale à +1 (résidu positif) ou -1 (résidu négatif), nous sommes en présence d'une anomalie. Les coupures de branche sont les chemins à suivre pour relier deux résidus de polarité différente. Ces coupures de branche

empêchent le chemin d'intégration de croiser ces résidus et donc la propagation des erreurs de déroulement. Dans le cas fréquent d'une forte densité locale de résidus, plusieurs façons sont possibles pour relier les résidus avec des coupures de branche. Il n'est pas rare que des portions de l'interférogramme soient encerclées par des coupures de branche et deviennent ainsi inaccessibles. Ces endroits correspondent à des trous dans l'interférogramme déroulé.

#### **2.1.1.2.2 Algorithmes de croissance de régions**

L'algorithme de croissance de régions a été proposé par Xu et Cumming (1999). Les auteurs le résument comme suit :

- 1) Le déroulement s'effectue simultanément dans un grand nombre de régions; une région est initiée par un pixel germe (possédant une cohérence élevée) et agrandie selon des parcours contrôlés durant la procédure de déroulement.
- 2) Chaque pixel est déroulé sur la base de prédictions sur le gradient de phase, lesquelles sont effectuées en tenant compte des pixels voisins enroulés. Les prédictions permettent des changements des phases entre deux pixels adjacents plus grands que  $\pi$ .
- 3) Les informations de l'ensemble des directions possibles sont utilisées pour dérouler chaque pixel. Ceci dans le but de minimiser les effets des erreurs commises dans les prédictions sur chacune des directions.
- 4) Une vérification de fiabilité fondée sur la consistance des prédictions de phase (des mesures de fiabilité et de consistance sont proposées par les auteurs) est appliquée à chaque tentative de déroulement afin de valider (ou mettre en veilleuse) la valeur de déroulement établie.
- 5) Le seuil de fiabilité est graduellement relaxé afin de permettre l'inclusion dans la région du plus grand nombre possible de pixels tandis que la consistance du déroulement est maintenue au-dessus du niveau spécifié (des critères d'arrêt de la croissance d'une région sont imposés basés sur la cohérence des signaux).
- 6) Les régions adjacentes ainsi formées peuvent être fusionnées en cherchant plusieurs parcours différents. Des tests sont appliqués en cas de fusion pour ajuster les phases entre les régions.

Comme dans le cas précédent, des trous sont créés dans l'interférogramme déroulé pour les régions de faible cohérence.

### 2.1.1.2.3 Algorithmes de norme minimale

Contrairement aux algorithmes précédents qui agissent localement en déroulant la phase d'un pixel à la fois en fonction des valeurs des pixels adjacents, les algorithmes de norme minimale agissent d'une façon globale dans le sens qu'ils minimisent une mesure d'erreur dans l'ensemble de l'interférogramme. Plus particulièrement, on cherche une fonction de phase dont les gradients des phases déroulées sont à la fois indépendants du parcours et se rapprochent le plus possible des gradients des phases enroulées mesurées. On parle alors de fonction objective et de technique de minimisation. Pour l'efficacité des calculs on suppose que la fonction objective est séparable selon la direction des portées et celle des azimuts. La formulation générale du problème est alors (Chen et Zebker, 2001) :

$$\text{minimise} \left\{ \sum_i \sum_j g_{i,j}^{(r)} (\Delta\varphi_{i,j}^{(r)}, \Delta\psi_{i,j}^{(r)}) + \sum_i \sum_j g_{i,j}^{(a)} (\Delta\varphi_{i,j}^{(a)}, \Delta\psi_{i,j}^{(a)}) \right\} \quad (2.15)$$

où  $\Delta\varphi_{i,j}^{(r)}$  et  $\Delta\psi_{i,j}^{(r)}$  sont respectivement les composantes des gradients en portée des phases enroulées et déroulées et  $\Delta\varphi_{i,j}^{(a)}$  et  $\Delta\psi_{i,j}^{(a)}$  sont leur contrepartie en azimuth. Les fonctions  $g(\cdot)$  sont des fonctions de coût. À titre d'exemple, Ghiglia et Romero (1994) ont proposé la fonction de coût suivante :

$$g(\Delta\varphi, \Delta\psi) = w|\Delta\varphi - \Delta\psi|^p \quad (2.16)$$

Les fonctions de coût ont la même forme déterminée par la constante  $p$ , et des poids indépendants  $w$  modulent la fonction de coût. Une version sans poids est aussi proposée. La fonction objective découlant des équations 2.15 et 2.16 définissent le problème de la norme- $L_p$  minimale pondérée. Lorsque  $p=2$ , le problème est la minimisation des moindres carrés pondérés. Richards (2007) présente des détails sur les différentes approches d'estimation de la fonction de coût dans ce cas. Pour accélérer l'exécution de ces algorithmes, généralement grands consommateurs de temps, les zones de faible cohérence sont souvent masquées avant leur enclenchement.

### 2.1.1.2.4 Réseaux de flot à coût minimal

Les réseaux de flot (ou programmation de réseau) ont été introduits comme une technique de solution du problème de déroulement par Costantini en 1998. D'une façon similaire aux méthodes de coupure de branches, les méthodes des réseaux de flot se basent sur l'hypothèse que les discontinuées dans les phases se situent le long des parcours qui

relient des résidus de polarité opposée. La différence est que ces méthodes n'essaient pas d'éviter les discontinuités mais elles les quantifient explicitement pixel par pixel et les minimiser globalement dans l'interférogramme déroulé. Depuis leur introduction, plusieurs méthodes informatiques ont été proposées pour simplifier le flot dans le réseau (ex. Arbre couvrant de poids minimal et maximal) ou la façon de formaliser les fonctions de coût (ex. coûts statistiques). Plusieurs logiciels spécialisés de version récente commerciaux ou à accès libre proposent l'algorithme de réseau SNAPHU (à accès libre) de Chen et Zebker (2000) avec des coûts statistiques. Cet algorithme essaie d'établir des solutions optimales au problème de déroulement de phase qui sont a posteriori, approximativement, maximalement probables. Normalement SNAPHU, généralement grand consommateur de temps de calcul, utilise soit un réseau de flot à coût minimal ou un arbre couvrant à poids minimal pour initier sa procédure itérative de la recherche d'une solution optimale.

### 2.1.2 Extraction du MNS

Une fois l'interférogramme déroulé d'autres étapes s'ensuivent pour améliorer éventuellement les calculs des phases absolues, combler les trouées (édition de l'interférogramme) et préparer les données pour la conversion des phases en hauteur et pour la création d'un MNS avec ses pixels référencés à un système de projection cartographique quelconque. Ces opérations nécessitent quelques points de contrôle dont les hauteurs sont connues soit par des mesures GPS ou par un modèle numérique d'altitude (MNA) existant. Le passage de la géométrie radar (portée, azimuth) à la géométrie d'une projection cartographique se fait tenant compte des hauteurs ellipsoïdales. Ainsi si des hauteurs proviennent d'un MNA il faut passer des hauteurs orthométriques (niveau moyen des mers) aux hauteurs ellipsoïdales (section 2.2.9).

## 2.2 Application de la technique interférométrique

Comme présenté dans la section précédente, l'extraction du MNS est réalisée par étapes. Chaque étape requiert l'exécution d'algorithmes plus ou moins sophistiqués, lesquels mobilisent parfois d'importantes ressources informatiques. La littérature abonde de méthodes et techniques qui ont servi de base pour développer ces algorithmes. Les logiciels spécialisés dans le traitement et l'analyse des données interférométriques intègrent certains de ces algorithmes qui ne sont pas nécessairement les mêmes d'un logiciel à l'autre ou d'une version à l'autre. Dans cette section, nous présenterons donc une description de chacune de

ces étapes en se référant principalement sur les guides utilisateur des principaux logiciels commerciaux (Gamma<sup>1</sup>, Geomatica<sup>2</sup>, SARscape<sup>3</sup>,) ou à accès libre (SNAP<sup>4</sup>) ainsi que le guide de l'ESA (Ferretti *et al.*, 2007a,b). L'accent sera mis sur le mode opératoire du module SARscape du logiciel ENVI, lequel sera utilisé dans cette recherche.

L'application de la technique interférométrique inclut les étapes suivantes :

- Sélection des paires interférométriques
- Prétraitements
- Recalage des deux images du couple interférométrique
- Filtrage de la bande passante commune en portée et en azimut
- Génération de l'interférogramme
- Estimation de la ligne de base interférométrique
- Aplatissement de l'interférogramme
- Génération de l'image de cohérence
- Filtrage de l'interférogramme aplati
- Déroulement de phase
- Raffinement de l'orbite et élimination des franges résiduelles
- Conversion des phases en hauteur et géocodage du MNS

### 2.2.1 Sélection des paires interférométriques

Le choix des paires interférométriques se base de prime abord sur les paramètres d'acquisition des images : (a) les images en polarisation parallèle (HH ou VV) sont nécessaires pour maintenir un fort rapport Signal/Bruit; (b) les images doivent être acquises selon les mêmes conditions (mode, angles de visée, segment de l'orbite); et c) les angles d'incidence profonds (inférieures à 25°) ou peu profonds (supérieures à 50°) sont à éviter; les premiers accentuent les effets du repliement et d'inversion du relief et les derniers, les effets d'ombres. Ces différents effets introduisent des discontinuités dans les phases qui

---

<sup>1</sup> Gamma Remote Sensing (2007) *Interferometric SAR Processing*, <https://www.gamma-rs.ch>

<sup>2</sup> Geomatica-PCI Geomatics (2017) *InSAR User Manual*,  
<https://www.pcigeomatics.com/pdf/geomatica/Geomatica-InSAR-User-Guide.pdf>

<sup>3</sup> SARscape- Harris Geospatial Solutions (2017) *SARscape User Guide*,  
<https://www.harrisgeospatial.com/docs/pdf>

<sup>4</sup> ESA (2016), *TOPS Interferometry Tutorial*,  
<https://step.esa.int/docs/tutorials/S1TBX%20TOPSAR%20Interferometry%20with%20Sentinel-1%20Tutorial.pdf>



complexifient davantage leur déroulement. Puisque les logiciels d'interférométrie actuels exploitent les informations fournies par les GPS à bord des satellites pour reconstituer la géométrie de l'interféromètre, il est conseillé d'utiliser les données avec la plus forte précision sur les orbites, lesquelles sont disponibles souvent quelques jours après l'acquisition. À ces critères s'ajoutent ceux basés sur l'intervalle de temps séparant les acquisitions et sur les conditions météorologiques prévalant lors des acquisitions, dont il a été fait mention dans la section précédente.

Par la suite, la sélection est réalisée en fonction des caractéristiques de l'interférogramme formé à partir d'une paire spécifique. À cet effet, les logiciels proposent une fonction permettant d'extraire ces caractéristiques, laquelle peut être exécutée avant d'appliquer la technique interférométrique. À titre d'exemple, SARscape inclut la fonction « Estimation de la ligne de base » qui fournit les informations suivantes :

- La longueur de la ligne de base perpendiculaire
- La ligne de base critique
- La hauteur d'ambiguïté
- Le décalage en portée
- Le décalage en azimut
- La différence entre les centroïdes des fréquences Doppler et la différence critique

Quelques explications sur ces paramètres sont fournies dans les paragraphes suivants.

### **2.2.1.1 Ligne de base perpendiculaire, ligne de base critique et hauteur d'ambiguïté**

La longueur de la ligne de base perpendiculaire est estimée à partir des données orbitales et des paramètres d'acquisition et sert uniquement d'indicateur pour le choix de la paire interférométrique. D'après l'équation 2.14, une grande ligne de base augmente la sensibilité de l'interférogramme aux faibles variations du relief. Ainsi, les lignes d'une centaine de mètres et plus sont habituellement choisies. Pour sa part, la ligne de base critique indique la longueur limite au-delà de laquelle les phases mesurées sur les deux images du couple ne sont plus corrélées (décorrélation spatiale). Elle est atteinte lorsque la phase varie de  $2\pi$  sur une distance équivalente à un pixel sur l'image. Pour minimiser l'impact de la décorrélation spatiale, la ligne de base perpendiculaire doit donc demeurer en

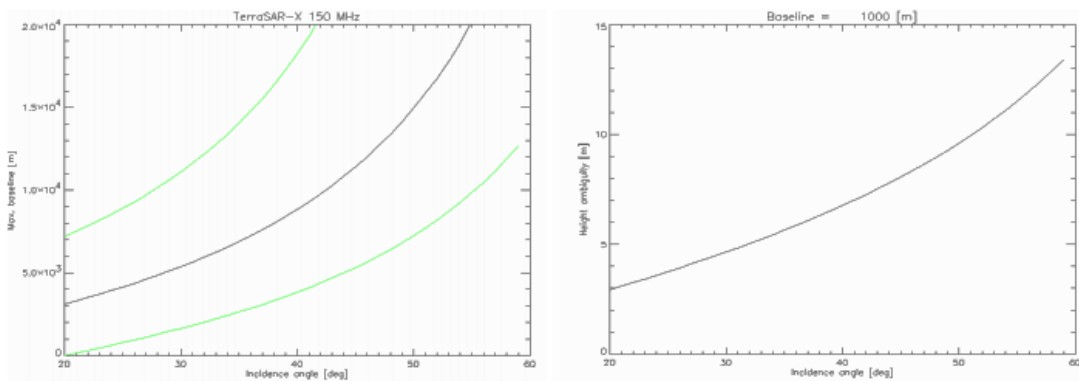
deçà de la moitié (pour d'autres, du tiers) de la ligne de base critique, particulièrement lorsque le relief est très accidenté. La ligne de base critique (perpendiculaire) dans le cas d'une image RSO avec un petit espacement inter-pixels, d'une résolution en portée  $dr$  et un terrain avec une pente  $\beta$  dans le plan d'incidence, est donnée par la relation suivante (Bamler, 1997) :

$$B_{\perp c} = B_c \cos(\theta - \alpha) = \left| \frac{\lambda R \tan(\theta - \beta)}{2 dr} \right| \quad (2.17)$$

En utilisant l'équation (1.1) décrivant la résolution en fonction de la largeur de bande passante du « chirp »,  $B_{chirp}$ , nous obtenons :

$$B_{\perp c} = \left| \frac{\lambda R \tan(\theta - \beta) B_{chirp}}{c} \right| \quad (2.18)$$

La figure 2.7a montre un exemple de la ligne de base critique de TSX lorsque la largeur de la bande passante du « chirp » utilisée est de 150 MHz (Tableau 1.1). Dans ce cas, la ligne de base critique peut atteindre plusieurs centaines de mètres. Avec cette même bande passante et une ligne de base de 1000 m, la hauteur d'ambiguïté peut atteindre une valeur aussi petite que 5 m, dépendant de l'angle d'incidence (figure 2.7b). La hauteur d'ambiguïté est un indicatif de la résolution du MNS en hauteur qu'il est possible d'obtenir avec une paire interférométrique spécifique. En tenant compte de ce que nous souhaitons obtenir comme MNS, la hauteur d'ambiguïté est un critère de rejet ou pas de la paire interférométrique exploitée.



**Figure 2.7 : (a) Variations de la ligne de base critique en fonction de l'angle d'incidence pour un terrain plat (ligne noire) et d'un terrain incliné de 20° face au radar (ligne inférieure) et dos au radar (ligne supérieure); (b) variations de la hauteur d'ambiguïté pour une ligne de base de 1000m (source : Eineder *et al.*, SAR Interferometry with TerraSAR-X, Proc. FRINGE 2003 Workshop, Frascati, Italy, 1-5 December, ESA SP-550, June 2004)**

Il est important de signaler que, comme suggéré par Ferretti *et al.* (2007b), l'utilisation de deux interférogrammes, l'un avec une grande hauteur d'ambiguïté et l'autre avec une faible hauteur d'ambiguïté, permet de faciliter l'étape du déroulement de phase du deuxième interférogramme.

### **2.2.1.2 Décalage en portée et en azimut**

Ces paramètres indiquent l'ordre de grandeur des décalages dans les deux directions entre les pixels de l'image de référence et ceux de l'image dépendante nécessaires à effectuer pour un recalage grossier de l'image dépendante (section 2.2.3). En ce sens, ils sont des indicatifs de l'effort à produire pour obtenir des images de référence et dépendante très bien recalées.

### **2.2.1.3 Différence entre les centroïdes des fréquences Doppler et différence critique**

La différence critique est la fréquence de répétition des impulsions connues grâce aux métadonnées des images. Pour qu'une paire interférométrique soit acceptée, la différence entre les centroïdes des fréquence Doppler des deux images doit être inférieure à cette différence critique. La décorrélation spatiale et la différence entre les centroïdes des fréquences Doppler sont traitées avant l'étape de génération de l'interférogramme afin de réduire le bruit des phases (section 2.2.4.2).

## **2.2.2 Prétraitements**

À part le calcul approximatif des paramètres de l'interférogramme mentionné ci-dessus, les prétraitements incluent des opérations comme : a) la transcription des données d'origine au format approprié pour l'application de la technique interférométrique; b) la conversion des valeurs des pixels de l'image en coefficients de rétrodiffusion ( $\sigma^\circ$  ou  $\gamma$ ; chapitre 1); et c) la manipulation des vecteurs d'état orbital.

Les vecteurs d'état incluent la position et la vitesse instantanées du satellite selon un système géocentrique 3D et sont disponibles dans les métadonnées des images. Ces données sont utilisées pour le calcul précis de la ligne de base interférométrique, laquelle est requis pour les opérations comme l'aplatissement de l'interférogramme ou la conversion des phases en hauteurs. Dans le cas où ces données ne sont pas suffisamment denses, il est possible de les densifier par interpolation. En ce qui concerne la précision des vecteurs

d'état, les satellites mis en orbite ces dernières années fournissent des données très précises ce qui n'était pas nécessairement le cas avec les satellites des générations précédentes.

Il est aussi à noter que tous les logiciels proposent l'option, dans les différentes étapes de la chaîne de traitements, d'intégrer un MNA existant de basse résolution afin d'améliorer les résultats. Dans le cas de l'utilisation d'un tel MNA, une projection de ce dernier selon la géométrie des images radar (i.e. portée, azimuth) est nécessaire.

### 2.2.3 Recalage

Le recalage a pour but de mettre en correspondance la géométrie de l'image dépendante avec celle de l'image de référence. Ceci demande l'établissement d'une fonction de transformation de la géométrie de l'image dépendante et le rééchantillonnage de ses valeurs complexes. Afin de préserver l'information contenue dans l'image dépendante après rééchantillonnage, l'exactitude de l'opération doit être de l'ordre d'une fraction de pixel (e.g. 1/8 ou 1/10 du pixel).

Généralement le recalage se fait en deux étapes (Li et Bethel, 2008) : le recalage grossier et le recalage fin. Dans un premier temps, les décalages moyens entre les deux images selon l'axe des portées et l'axe des azimuths sont calculés et appliqués à l'image dépendante. Le résultat de cette première étape est un recalage avec une exactitude de 1 à 2 pixels, ce qui facilite les opérations du recalage fin. L'estimation plus fine des décalages se fait ensuite à travers l'ensemble de l'image à l'aide de la méthode de corrélation croisée ou de la méthode dite de la visibilité des franges. Dans le premier cas, les images en intensité sont employées et l'appariement des points sur les deux images est réalisé par maximisation de la corrélation croisée normalisée à l'intérieur de petites fenêtres définies selon une grille régulière. Seuls les points dont la corrélation dépasse un certain seuil sont retenus. Dans le second cas, de petites zones sont définies à travers l'image de référence à partir desquelles de petits interférogrammes sont construits en modifiant le décalage de la zone entière sur l'image dépendante. Le décalage maximisant et dépassant un certain seuil de cohérence est alors retenu.

Les coordonnées de la série des points correspondants ainsi établies sur les deux images servent à définir par moindres carrés les coefficients des fonctions polynomiales de bas degré suivantes :

$$\begin{cases} r_{dép} = ar_{réf}^2 + br_{réf} + ca_{réf} + d \\ a_{dép} = er_{réf}^2 + fr_{réf} + ga_{réf} + h \end{cases} \quad (2.19)$$

où  $(r_{réf}, a_{réf})$  et  $(r_{dép}, a_{dép})$  sont respectivement les coordonnées en portée et azimuth de l'image de référence et de l'image dépendante. Ces équations tiennent compte du fait que le décalage à effectuer est beaucoup plus important selon l'axe des distances que selon celui des azimuths. Tel que mentionné précédemment, pour que le recalage soit accepté, il doit permettre la mise en correspondance des deux images avec une exactitude d'une fraction de pixel. Différentes actions sont proposées par les guides dans l'éventualité où cette exactitude n'est pas atteinte. Il est à noter que pour améliorer l'exactitude du recalage, particulièrement lorsque le relief est accidenté, l'utilisation d'un MNA est suggérée par SARscape.

Pour compléter le recalage, la dernière opération consiste à estimer les valeurs complexes de l'image dépendante recalée par interpolation des valeurs complexes d'origine (rééchantillonnage). Différentes techniques sont proposées comme l'interpolation bilinéaire, la convolution cubique et la convolution  $\sin x/x$  tronquée. Cette dernière proposition est souvent conseillée.

## 2.2.4 Filtrage de la bande passante commune

Un traitement préalable à la génération de l'interférogramme est réalisé : le filtrage de la bande passante commune en portée et en azimuth. Ces filtrages permettent de rehausser la cohérence potentielle des signaux, particulièrement dans le cas des diffuseurs distribués.

### 2.2.4.1 Filtrage en portée

Les spectres en fréquence des signaux (« chirp ») reçus par le RSO à chacune de ses positions et provenant du même élément au sol ne sont pas tout à fait alignés en raison des angles de visée légèrement différents. Ceci provoque des signaux partiellement corrélés et des phases interférométriques bruitées. La décorrélation complète des signaux survient lorsque la ligne de base atteint sa longueur critique. Gatelli *et al.* (1994) calculent le décalage en fréquence de deux spectres comme suit :

$$\Delta f = \frac{f_0 B_{\perp}}{2 R \tan(\theta - \beta)} \quad (2.20)$$

où  $f_0$  est la fréquence d'émission;  $B_{\perp}$  est la ligne de base perpendiculaire;  $R$  est la portée;  $\theta$  est l'angle d'incidence; et  $\beta$  est la pente du terrain.

Ce problème de décorrélation peut être corrigé en conservant la bande commune des fréquences et en éliminant par filtrage spectral les portions décalées tel qu'illustré par le schéma suivant. La contrepartie de cette opération est que la résolution en portée est diminuée puisqu'une bande plus étroite en fréquence est retenue comparée à la bande initiale du « chirp ».



Toutefois, ce filtrage nécessite plusieurs opérations, lesquelles requiert l'estimation de la ligne de base et de la pente du terrain. Ferretti et *al.* (2007b) présentent analytiquement les étapes à suivre pour effectuer ce filtrage.

L'estimation de la ligne de base est effectuée en utilisant les vecteurs d'état des orbites (figure 2.8). Tout d'abord un point correspondant au centre de la scène est choisi et le système de référence est érigé ( $\hat{t}, \hat{c}, \hat{n}$ ) tenant compte de l'orbite de l'image de référence. La position du satellite sur l'orbite de l'image dépendante est alors calculée en minimisant la distance entre les deux orbites. Le vecteur entre ces deux positions du satellite constitue une première approximation de la ligne de base.

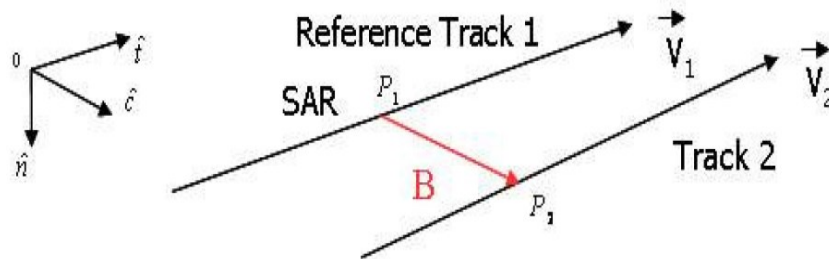


Figure 2.8 : Méthode d'estimation de la ligne de base (source : Santoro, 2006)

En ce qui concerne l'estimation des pentes du terrain, elle peut être calculée via un MNT existant. Le principal défaut de cette méthode est que l'utilisation d'un MNT trop approximatif fournit un résultat erroné pour le calcul du décalage. Une autre solution consiste à dérouler l'interférogramme en sautant cette étape dans une première itération, puis à utiliser l'interférogramme résultant pour calculer les pentes et le décalage dans une seconde itération.

### 2.2.4.2 Filtrage en azimuth

Contrairement au décalage fréquentiel dans la direction des portées qui est dû au fait que qu'une même zone est vue sous deux angles d'incidence différents, le décalage fréquentiel en azimuth est dû au fait que ce n'est pas exactement la même zone qui est visualisée. Il existe un certain angle de strabisme (*squint*) entre les deux acquisitions du satellite (figure 2.9). Ceci cause un décalage de la bande passante de Doppler. Ce décalage est généralement faible. Sa correction se fait par une approche analogue au filtrage de la bande passante commune en portée et au détriment de la résolution en azimuth. Ferretti *et al.* (2007b) présentent analytiquement la marche à suivre pour effectuer ce filtrage.

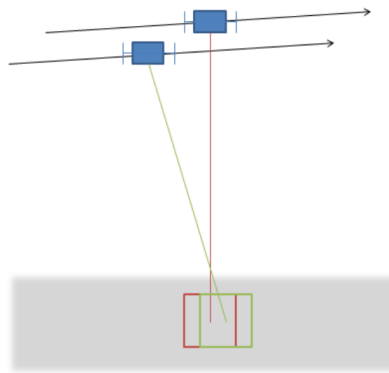


Figure 2.9 : Différentes zones visualisées dû au dépointage de l'antenne

### 2.2.5 Aplatissage de l'interférogramme

Tel que mentionné à la section précédente, les franges créées par les variations de la portée le long de la fauchée doivent être éliminées avant de passer à l'étape du déroulement de phases. Ceci demande de synthétiser l'interférogramme obtenu en l'absence du relief topographique. Cette synthèse des taux de franges est réalisée à l'aide d'un modèle de l'ellipsoïde terrestre, le plus souvent le WGS84, des vecteurs d'état pour les deux capteurs qui permettent de calculer la ligne de base perpendiculaire et des angles d'incidence qui sont connus.

Il est à noter que SARscape suggère un aplatissage à l'aide d'un interférogramme de synthèse créé à partir d'un MNA avant l'étape de filtrage. Cette opération permet un filtrage plus efficace et l'élimination des franges résiduelles dues aux contributions autres que celle de la topographie. Après l'étape de filtrage, l'interférogramme de synthèse est ajouté à l'interférogramme aplati pour réintroduire la contribution de la topographie et permettre la production d'un MNS.

## 2.2.6 Génération de l'image de cohérence

L'image de cohérence est générée en utilisant une fenêtre mobile de  $N \times M$  éléments et en appliquant la formule suivante :

$$|\hat{\gamma}(i, j)| = \frac{|\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M s_{réf}(i, j) * s_{déf}^*(i, j) e^{-j\varphi(n, m)}|}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |s_{réf}(i, j)|^2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |s_{déf}(i, j)|^2}} \quad (2.21)$$

où  $e^{-j\varphi(n, m)}$  est un terme d'ajustement selon la pente du terrain. Différentes approches sont proposées pour évaluer ce terme, l'optimum étant l'utilisation d'un MNA existant.

La taille de la fenêtre de calcul doit être choisie de sorte d'obtenir une estimation correcte de la cohérence sans pour autant trop diminuer la résolution de l'image de cohérence. Certains auteurs proposent ainsi l'utilisation de fenêtres dont la taille varie localement en fonction d'estimations initiales de la cohérence locale. Des filtres de lissage sont aussi proposés avec des poids qui varient à l'intérieur de la fenêtre selon la distance au centre de la fenêtre.

## 2.2.7 Filtrage de l'interférogramme

Le bruit des phases peut être réduit par filtrage de l'interférogramme aplati afin de faciliter grandement l'étape du déroulement. Cependant, le filtrage atténue uniquement le bruit aléatoire comme celui dû à la diffusion volumique. Le bruit introduit par l'atmosphère ne sera pas impacté par ce filtrage.

Une façon de filtrer est de moyenniser les valeurs complexes (multi-vues). Ce filtre réduit l'écart type de la phase interférométrique. En effet l'écart type est inversement proportionnel au nombre de pixels,  $N$ , contribuant au calcul de la moyenne. Pour  $N > 4$ , l'écart-type est approximé par la formule suivante (Ferretti *et al.*, 2007) :

$$\sigma_\varphi = \frac{1}{\sqrt{2N}} \frac{\sqrt{1 - |\gamma|^2}}{|\gamma|} \quad (2.22)$$

SARscape propose trois autres filtres : le filtre « boxcar », le filtre à taille de fenêtre adaptatif et le filtre adaptatif de Goldstein et Werner (1998). Le premier est un filtre passe bande tenant compte de la fréquence locale des franges. Il est approprié lorsque les paires interférométriques présentent un haut niveau de cohérence. Le deuxième filtre, comme son



nom l'indique, est d'une taille variable d'un point à l'autre pour s'adapter aux données. Le critère utilisé pour définir la taille de la fenêtre est la stationnarité des valeurs en intensité. Ainsi, plusieurs essais sont nécessaires pour définir cette taille optimale, son application est donc grande consommatrice de temps. Ce filtre fournit généralement de bons résultats avec des images radar de résolution fine. Pour sa part, le filtre de Goldstein et Werner, souvent utilisé, est basé sur la variation locale des franges. Il s'écrit :

$$H(u, v) = (S\{|Z(u, v)|\})^a (Z(u, v)) \quad (2.23)$$

$Z(u, v)$  est le spectre de Fourier complexe d'une petite zone de l'interférogramme (e.g. 32 x 32 pixels),  $S\{\}$  est un filtre de lissage (e.g. 3 x 3 pixels) appliqué avant l'exécution de la transformée de Fourier,  $H(u, v)$  est le spectre après lissage et  $a$  est la force du lissage. La transformée inverse de  $H(u, v)$  représente l'interférogramme à dérouler. Le coefficient  $a$  prend des valeurs comprises entre 0 (pas de filtrage) et 1, et même parfois supérieur à 1. La valeur par défaut proposée par Goldstein et Werner est de 0.5. Plusieurs logiciels, dont SARscape, proposent le filtre de Goldstein et Werner modifié par Baran *et al.*, (2003) où le coefficient  $a$  varie en fonction de la cohérence moyenne locale :  $a = 1 - |\bar{\gamma}|$ .

### 2.2.8 Déroulement de phase

L'interférogramme aplati et filtré est déroulé afin de résoudre les ambiguïtés de  $2\pi$ . La méthode par défaut utilisée par SARscape est la croissance des régions et l'alternative proposée est le réseau à flot de coût minimal (MCF) de Costantini (section 2.1.1.2.4). Ce dernier est plus adapté aux interférogrammes possédant des régions étendues de faible cohérence. Une seconde version du MCF développé par le même auteur (Costantini et Rossen, 1999) est aussi proposée. Cette version utilise un réseau en triangles (triangulation de Delanay), au lieu d'une grille régulière comme topologie du réseau, avec les sommets des triangles situés dans des zones de cohérence acceptable. Ce MCF-TIN est plus adapté aux interférogrammes possédant plusieurs zones distribuées de faible cohérence (plans d'eau, surfaces végétalisées de haute densité, etc.).

### 2.2.9 Conversion des phases en hauteur

En supposant qu'il n'y a pas eu de déformations et que les distorsions atmosphériques et le bruit sont négligeables, il est possible de calculer les hauteurs à partir de l'interférogramme déroulé. Ce calcul requiert une estimation précise de la ligne de base

perpendiculaire. Pour ce faire, des points de contrôle dont la hauteur est connue et qui sont localisables sur l'interférogramme, sont utilisés. Ces points peuvent provenir de points GPS ou d'un MNA projetée selon la géométrie du RSO. D'après l'équation 2.12 faisant intervenir la contribution de la topographie, la ligne de base perpendiculaire est :

$$B_{\perp} = \frac{\lambda R \sin \theta}{4\pi z_{\text{contrôle}}} \psi \quad (2.24)$$

En connaissant la phase interférométrique déroulée,  $\psi$ , la portée,  $R$ , l'angle d'incidence,  $\theta$  et la hauteur de contrôle,  $z_{\text{contrôle}}$ , la ligne de base est estimable localement. En utilisant plusieurs points de contrôle, il est donc possible de bâtir un modèle global des variations de la ligne de base perpendiculaire dont les paramètres sont fixés par moindres carrés.

Dans un second temps, l'équation ci-dessus permet de calculer la hauteur des pixels à partir de la phase interférométrique. Les hauteurs obtenues sont représentées dans le système de coordonnées des images RSO (portée, azimuth). Pour passer à la géométrie d'un système en portée au sol (ellipsoïde de référence – azimuth – hauteur ellipsoïdale), un rééchantillonnage des valeurs de hauteur à la résolution spatiale souhaitée du MNS est requis. Ce passage s'effectue en érigeant un système d'équations impliquant les vecteurs d'état des deux orbites (e.g. Madsen 1993). La solution de ce système fournit simultanément les coordonnées (x, y, z) de chaque pixel du MNS. Il est possible ensuite de réorienter le MNS selon les axes Nord-Sud et Est-Ouest géographiques et de passer à une projection cartographique souhaitée. Dans la pratique courante, les hauteurs des objets sont des hauteurs orthométriques. Un modèle du géoïde local est nécessaire pour transformer les hauteurs ellipsoïdales en hauteurs orthométriques.

Des résultats expérimentaux sur le potentiel de la technique interférométrique à fournir un MNS de qualité nécessaire pour les études sur la morphologie urbaine, sont présentés au chapitre suivant.

## Chapitre 3 : Etat de l'art

Dans cette recherche nous nous sommes intéressés aux éléments physiques de la morphologie urbaine incluant les bâtiments, le réseau routier ainsi que les occupations du sol. Tel que mentionné précédemment, nous avons voulu explorer les limites de la technique interférométrique, notamment à passage répété. En effet, les contraintes imposées par la programmation du satellite rendent difficile l'acquisition d'images sous des conditions similaires (e.g. mode, angle de visée) et dans un intervalle de temps raisonnable. Le coût associé à l'obtention d'un grand nombre de paires interférométriques ne doit également pas être négligé. Et même dans le cas où un nombre élevé de paires interférométriques sont disponibles, il n'est pas rare que plusieurs d'entre elles doivent être rejetées car inadéquates pour une cartographie détaillée des milieux urbains (Sefercik, 2013).

L'interférométrie à partir d'images RSO de haute résolution prend tout son sens dans le cas de la cartographie des bâtiments. Avec la haute résolution des images radar, le MNS peut, en principe, mener à l'extraction de leur emprise au sol, de leur forme 3D ainsi que de leur hauteur. Cependant, ces opérations sont difficiles à réaliser à partir de l'interférogramme uniquement. Ainsi, la plupart des études mettant l'accent sur la reconstruction des bâtiments ont recours à des données supplémentaires pour supporter les opérations réalisées à partir des produits interférométriques. L'état de l'art dans ce domaine est présenté dans la section 3.1.

Dans le cas du réseau routier, la quasi-totalité des études sont réalisées à partir des images en amplitude. Rares sont ceux qui introduisent les produits interférométriques dans le processus de détection du réseau routier. Le même constat a été obtenu concernant les occupations du sol. Les sections 3.2 et 3.3 présentent une revue des études dans ces deux domaines. L'accent a été mis sur les méthodes employées pour extraire l'information recherchée à partir d'images RSO en polarisation parallèle comme celles utilisées dans notre recherche.

La dernière section de ce chapitre (3.4) présente nos conclusions quant aux approches à suivre dans notre recherche à la lumière de cette revue de littérature.

### 3.1 Bâtiments

La plupart des méthodes et techniques pour extraire l'information sur les bâtiments sont appliquées sur des images aéroportées. Relativement peu d'études ont été effectuées avec des images RSO satellitaires de haute résolution. La disponibilité de ces dernières est relativement récente (fin des années 2000) ce qui peut expliquer cet état des faits. Les études réalisées à partir des données aéroportées suivent, d'une manière ou d'une autre, le schéma général illustré par la figure 3.1 (e.g. Soergel *et al.*, 2003; Stilla *et al.*, 2003; Tison *et al.*, 2004). Dans un premier temps, les images RSO en amplitude, avec ou sans le support des produits interférométriques, servent à localiser les bâtiments et extraire leur empreise au sol. Il faut souligner que certains auteurs préfèrent utiliser des images optiques pour cette étape (e.g. Hepner *et al.*, 1998). Dans un deuxième temps, les empreises au sol sont introduites dans le processus d'analyse des produits interférométriques pour extraire la forme 3D des bâtiments. Pour calculer la hauteur absolue des bâtiments détectés, une dernière étape est nécessaire : l'estimation locale du MNT, laquelle peut être connue grâce au MNS dans les espaces exempts d'objets surélevés. Certains auteurs parlent du MNS normalisé (figure 3.2).

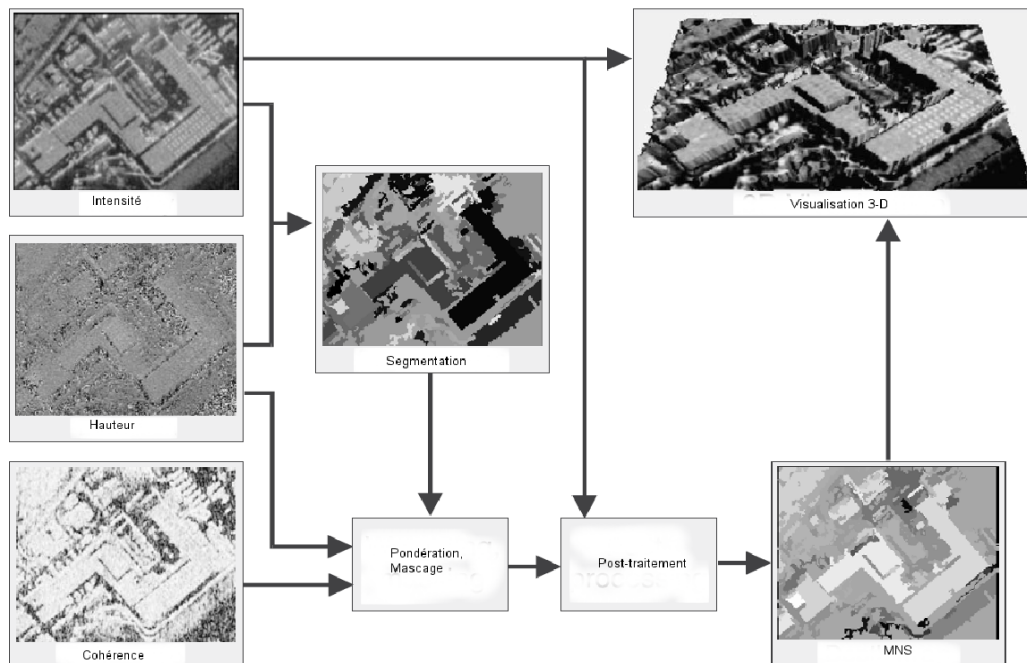


Figure 3.1 : Approche générale d'extraction de l'information sur les bâtiments

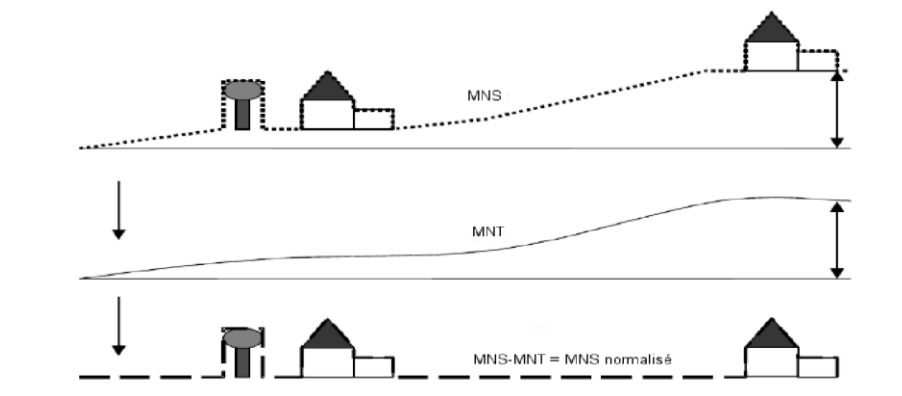


Figure 3.2 : Extraction de l'information sur la hauteur des bâtiments (adapté de Kim, 2011)

Dans les sections qui suivent (3.1.1 et 3.1.2) nous examinerons les études faisant appel uniquement aux données radar aéroportées pour réciproquement l'étape de segmentation d'images et l'étape d'extraction de la forme et des hauteurs des bâtiments. La section 3.1.3 présente une revue des études effectuées à l'aide des images satellitaires.

### 3.1.1 Emprise au sol

La localisation des bâtiments sur les images en amplitude est généralement réalisée d'une façon indirecte en détectant (1) les zones d'ombre qui leur sont associées et (2) les lignes brillantes engendrées par les façades exposées au faisceau radar (réflexions en coin, repliements). Il est à signaler que certains auteurs utilisent ces éléments, notamment dans les zones avec du bâti peu dense, pour estimer la hauteur/forme des bâtiments à partir d'une seule image radar (e.g. Bolter et Leberl, 2000; Tupin, 2003). D'autres utilisent ces informations comme des données additionnelles pour l'analyse de l'interférogramme (e.g. Tison *et al.*, 2007).

Plusieurs approches sont proposées pour détecter ces différents éléments indicateurs de la présence des bâtiments sur l'image en amplitude. Les zones d'ombres, dues à leur forme polygonale plus ou moins étendue sur les images à haute résolution et à leur faible intensité, sont souvent détectées par classification. Cette opération peut être suivie par des filtres morphologiques pour mieux circonscrire leur forme et éliminer des polygones de faible étendue qui ont les mêmes caractéristiques radiométriques (e.g. des segments de route). À titre d'exemple, Cellier *et al.* (2005) et Ferro *et al.* (2010) proposent l'utilisation de l'algorithme de clustering « mean-shift » pour localiser les zones d'ombres. Cellier et ses collaborateurs établissent que l'utilisation supplémentaire de l'image de cohérence, traitée par le même

algorithme, améliore la détection de ces zones. Tison *et al.* (2004), pour leur part, proposent un classificateur Markovien. Ici, toutes les données disponibles (amplitude, cohérence et phases interférométriques) sont utilisées pour séparer les pixels appartenant au sol de ceux appartenant aux bâtiments (incluant leurs ombres). Concernant les linéaments de forte intensité, leur détection est souvent effectuée par application des filtres de détection d'arêtes ou de lignes standards (e.g. filtre de Canny), des filtres statistiques (e.g. ratio d'intensités) particulièrement adaptés aux images radar (Tupin, 2003) ou l'opérateur de Steger (1998) basée sur la géométrie différentielle (Ferro *et al.*, 2010). Les pixels détectés sont alors analysés pour former des segments linéaires (e.g. Transformée de Hough, filtres morphologiques, etc.). Dans l'étude citée plus haut, Tison et ses collaborateurs utilisent des filtres et ne retiennent que les linéaments qui répondent à certains critères, impliquant les phases interférométriques, la géométrie d'acquisition et les résultats de leur classificateur.

Une approche similaire à celle de Tison *et al.* (2004) est suivie par d'autres auteurs en utilisant toutefois des algorithmes de segmentation d'images. À titre d'exemple, Soergel *et al.* (2000) se basent sur une segmentation par croissance des régions de l'image en amplitude. Les segments correspondant à des bâtiments sont reconnus en utilisant les hauteurs issues de l'interférogramme. Zhao *et al.* (2013) pour leur part utilisent un algorithme de segmentation par bassins versants. Pour éviter la sur-segmentation des images radar, souvent observée lors de l'application directe de cet algorithme, ils introduisent des « marqueurs ». Ces derniers sont de deux catégories : les marqueurs internes et les marqueurs externes. Les marqueurs internes sont des pixels de forte intensité pouvant faire partie des façades des bâtiments éclairées par le radar. Les marqueurs externes sont les limites des objets de faible intensité pouvant représenter les limites des zones d'ombres des bâtiments ou des routes qui sont à proximité des bâtiments. Ces marqueurs sont par la suite exploités par des algorithmes morphologiques (e.g. érosion géodésique) appliqués sur l'image de gradient pour mieux définir localement les « lignes de partage des eaux » correspondant aux façades éclairées de bâtiments et les « fonds des vallées » correspondant aux limites des zones d'ombres. Leur méthode offre une exactitude de détection des bâtiments de l'ordre de 97% (84 bâtiments testés) sur leurs images SAR en bande-X de résolution métrique. Il est à signaler que dans leur approche, les auteurs n'ont pas recours aux produits interférométriques.

Une fois la localisation des bâtiments effectuée, plusieurs opérations sont réalisées pour établir leur emprise au sol. Plusieurs auteurs présupposent que les bâtiments ont une

forme composée d'un ou plusieurs parallélogrammes. Ils essaient alors de reconstituer leur emprise à partir des segments linéaires détectés dans l'étape précédente (e.g. Ferro *et al.*, 2010). Les segments détectés sont triés selon différents critères (e.g. la présence de zones d'ombres dans leur voisinage) pour différencier les segments générés par les bâtiments des autres. Les segments retenus sont considérés comme des fragments des côtés d'un parallélogramme. Plusieurs parallélogrammes sont alors ajustés sur ces fragments pour représenter l'emprise complète du bâtiment. D'autres critères sont ensuite appliqués pour éliminer les rectangles qui ne représentent pas des bâtiments. Dans ces opérations les produits interférométriques (hauteurs et cohérence) peuvent être utilisées pour éliminer les faux positifs (e.g. Soergel *et al.*, 2000).

Il est évident que toutes ces méthodes appliquées uniquement à des données RSO prises avec une seule direction de visée, rendent les opérations de localisation et d'extraction de l'emprise des bâtiments complexes, et accentuent le caractère empirique des critères géométriques et radiométriques pour isoler les bâtiments du reste. Ces contraintes forcent les auteurs à développer leurs méthodes dans des milieux bâtis espacés. Travailler avec des bâtiments isolés minimise le problème d'occlusions et facilite donc l'analyse des images. Pour simplifier davantage les opérations, certains auteurs proposent d'acquérir des images RSO avec différentes directions de visée (souvent orthogonales) et de fusionner des différents résultats obtenus (e.g. Thiele *et al.*, 2007). Cette approche n'est cependant pas réalisable avec des images satellitaires car nous disposons uniquement des images obtenues en orbite descendante et ascendante.

### 3.1.2 Forme 3D et hauteur

Il faut souligner quelques caractéristiques spécifiques aux données aéroportées, nécessaires à la compréhension des méthodes mises en avant pour extraire la forme 3D des bâtiments. La ligne de base des données aéroportées est de l'ordre du mètre. De ce fait, la hauteur d'ambiguïté de l'interférogramme ne favorise pas l'extraction de l'information sur les bâtiments de faible hauteur, souvent présents dans les milieux résidentiels. Ainsi ces études sont confinées à des bâtiments de grande taille qui sont, le plus souvent, des tours d'habitations ou de services, certains bâtiments publics, des bâtiments industriels ou commerciaux. Pour maintenir une résolution de l'interférogramme à des niveaux relativement fins, nous avons choisi de travailler à partir de données en bande X. Certaines expériences sont même effectuées avec des RSO possédant des longueurs d'onde millimétriques, en

bande Ka ou W, lesquelles ne sont pas disponibles à partir des satellites (e.g. Essen *et al.*, 2007; Schmitt *et al.*, 2013). En contrepartie, les données sont issues du même passage et possèdent une hauteur d'ambiguïté relativement forte, ce qui simplifie énormément les post-traitements interférométriques : les erreurs de phase dues à la dé-corrélation temporelle et spatiale sont négligeables et le déroulement de phase n'est pas toujours nécessaire.

La plupart des auteurs emploient l'emprise des bâtiments définie dans l'étape précédente sur le MNS interférométrique en supposant que les pixels inclus à l'intérieur de l'emprise représentent la toiture des bâtiments. Leur approche est appliquée sur des bâtiments possédant des toitures plates, et ainsi, imaginent que la forme 3D présumée des bâtiments est composée d'un ou plusieurs parallélépipèdes. Gamba *et al.* (2000) utilisent une autre approche, laquelle est testée sur leur MNS créé à partir des images du capteur AIRSAR (bande C) selon une grille de 5m x 5m. Ils segmentent leur MNS par des plans distincts de même hauteur, supposés représenter les toitures plates des bâtiments individuels. Ils démontrent à partir d'un petit échantillon de bâtiments situés sur un terrain plat, dont la hauteur varie entre une cinquantaine et une centaine de mètres, que l'erreur moyenne des hauteurs de leur MNS est de 2.2m avec un écart-type de 4.9m. Tison *et al.* (2007) proposent une approche plus globale que dans leur étude citée dans la section précédente (Tison *et al.*, 2004). Les données générées lors de la première étape (classification, identification des linéaments, zones d'ombres, routes, phases interférométriques etc.) sont utilisées pour définir des régions et construire un graphique d'adjacence des régions. Deux champs aléatoires sont établies par région : hauteur et étiquette qui servent comme base dans une approche Markovienne pour la caractérisation combinée de toutes les régions (dont bâtiments). Il s'ensuit une étape d'analyse des régions adjacentes tel que connues initialement et après étiquetage qui permet de corriger certaines erreurs d'attribution des pixels durant le processus. Les auteurs appliquent leur approche avec des images RSO en bande X et de résolution submétrique, et démontrent qu'ils peuvent atteindre une précision de l'ordre de 2m.

Concernant le calcul du MNS normalisé (figure 3.2), peu d'études font mention de l'estimation des hauteurs absolues des bâtiments. Nous pouvons citer, comme exemple, celle de Tison *et al.* (2004) qui proposent le filtrage du MNS par la médiane dans les zones identifiées par leur classificateur comme appartenant au sol, et la création du MNT par interpolation de ces zones.



### 3.1.3 Études à partir d'images satellitaires

Les quelques études publiées depuis 2010 utilisant des images satellitaires de haute résolution, particulièrement les images TSX, reprennent à maints égards les mêmes méthodes que celles développées dans le cas des images aéroportées (e.g. Ferro *et al.*, 2013; Sportouche *et al.*, 2011; Kim, 2011). Ferro *et al.* (2013) appliquent sur des images TSX SpotLight une approche similaire à celle mentionnée précédemment avec des données aéroportées qui permet d'extraire les emprises des bâtiments (Ferro *et al.*, 2010). Sportouche *et al.* (2011), pour leur part, se basent sur des images optiques (QuickBird) pour localiser les bâtiments et extraire leur emprise au sol. Cette emprise est transférée aux images TSX en amplitude de résolution métrique, puis des traitements s'ensuivent pour définir les zones caractéristiques des bâtiments (e.g. zones d'inversion, zones d'ombres) à partir desquelles on estime la hauteur des bâtiments sans avoir recours à des produits interférométriques. Cette approche est applicable dans des zones de bâti espacé et peut offrir une bonne estimation de la hauteur des bâtiments avec une erreur moyenne quadratique de l'ordre du mètre pour une quinzaine de bâtiments testés. Un exemple typique d'étude intégrant les produits interférométriques est celle de Kim (2011). Ici aussi, les images optiques satellitaires (QuickBird) sont utilisées pour localiser les bâtiments et extraire leur emprise au sol. Puis, l'auteur démontre que l'utilisation du MNS issu de l'interférométrie à partir des images TSX SpotLight, aide à mieux différencier les bâtiments de grande étendue de leur environnement. Quant à l'exactitude du MNS, il établit que pour des bâtiments d'étendues larges et de forme de toiture complexe, l'estimation moyenne quadratique pour l'ensemble des pixels à l'intérieur de l'emprise des bâtiments varie entre environ 3.00 et 4.00m, avec des différences par pixel qui varient entre environ -15m et +15m.

Dubois *et al.* (2016) reprennent les idées mises en avant par d'autres auteurs (détection des façades éclairées, ajustement des parallélogrammes, etc.) et les appliquent directement sur les interférogrammes pour localiser les bâtiments, extraire leur forme 3D et leur hauteur. Ils développent leur approche à partir des images TSX en tandem ou à passage répété. L'application de leur méthode présuppose la présence de bâtiments de hauteur moyenne à haute avec des toitures plates et de forme rectangulaire où la zone d'inversion des façades éclairées est prédominante. C'est à partir de la détection de ces zones d'inversion, l'orientation et la fréquence de franges à l'intérieur de ces zones, que les auteurs essaient de reconstituer les paramètres des bâtiments (longueur, largeur et hauteur). Ils

ajustent des parallélogrammes aux limites internes de ces zones d'inversion, lesquelles sont supposées être l'emprise des bâtiments. Ils démontrent que pour les bâtiments décrits ci-dessus et des conditions optimales (lignes de base, hauteur d'ambiguïté et angle d'incidence), il est possible d'atteindre des résultats similaires à ceux obtenus avec d'autres approches mentionnées plutôt quant à la reconstruction des bâtiments. L'avantage de cette méthode est qu'elle se base uniquement sur l'interférogramme d'une seule paire interférométrique.

Certains auteurs s'intéressent à l'évaluation de la qualité globale du MNS et du MNT extraits à partir des paires d'images TSX interférométriques. Ainsi, Sefercik (2013) évalue la qualité du MNS (selon une grille de 3m x 3m) sur les zones de bâti dense et conclut que l'exactitude absolue atteignable, par comparaison avec un MNS produit à partir de données LiDAR, est de  $7.87 + 7.17 * \tan a$  [m] où  $a$  est la pente du terrain (excluant les zones de faible cohérence). De plus, il trouve que l'exactitude relative du MNS varie de 3m pour une distance d'un pixel à environ 6m pour une distance de 10 pixels. Enfin, il conclut que le MNS produit par interférométrie est adéquat pour des études à des échelles 1/100000. Dans une autre étude, le même auteur avec ses collaborateurs (Sefercik *et al.*, 2013) s'intéressent plutôt à la qualité du MNT extrait à partir du MNS interférométrique. Le MNT est produit par filtrage à l'aide de l'algorithme RASCOR (Day *et al.*, 2013) développé pour la combinaison des images optiques avec des données LiDAR. Ils concluent que le MNT ainsi produit peut être utilisé dans les études en milieu urbain où une exactitude de 5 à 10m est suffisante.

### 3.2 Réseau routier

Les premières études sur l'extraction du réseau routier des images radar de haute résolution en milieu urbain datent d'une trentaine d'années. Comme dans le cas des bâtiments, les images aéroportées sont le support de ces études. Les études avec les images satellitaires de haute résolution commencent seulement à paraître.

Les approches proposées pour extraire le réseau routier sont très diversifiées en ce qui a trait aux techniques de traitement et d'analyse des images (Sun *et al.*, 2013). L'approche standard consiste à procéder selon les étapes suivantes : a) extraction d'une image "primitive" du réseau routier; b) recherche sur l'image "primitive" des groupements de pixels pouvant former des segments de route; c) extraction de la topologie du réseau en procédant segment par segment et; d) optimisation et régularisation de la topologie. Dans

toutes ces étapes, des modèles se basant sur les propriétés géométriques et/ou radiométriques des routes sont employées de façon implicite ou explicite :

- Les routes constituent des entités polygonales allongées et rectilignes ou curvilignes dont la largeur et la courbure varient lentement;
- Les pixels formant des segments de route ont une radiométrie assez homogène et plus sombre que leur voisinage immédiat, en raison de la faible rugosité de la surface de la chaussée;
- En milieu urbain les routes sont interconnectées et forment souvent une grille régulière.

Dans la section 3.2.1 nous présentons un aperçu des techniques employées suivant l'approche standard. Quelques détails sur des approches alternatives sont présentés dans la section 3.2.2.

### 3.2.1. Approche standard

Des exemples d'études suivant cette approche, surtout en milieu urbain, sont résumés dans le tableau 3.1 et classées par année de publication.

#### 3.2.1.1 Extraction de l'image "primitive" du réseau

Les opérateurs utilisés pour détecter l'image « primitive » du réseau sont des filtres de détection de lignes/arêtes ou des classificateurs. Parmi les filtres, nous retrouvons des filtres statistiques comme le ratio d'intensités et la corrélation croisée (e.g. Tupin *et al.*, 2002; Perciano *et al.*, 2016), des filtres adaptatifs directionnels (Gamba *et al.*, 2006), ou des filtres basés sur la géométrie différentielle (Hedman *et al.*, 2010). Quant aux classificateurs, le plus souvent des classificateurs Markoviens sont proposés (e.g. Tison *et al.*, 2004, Lisini *et al.*, 2006) ou des réseaux des neurones combinant la logique floue (Lisini *et al.*, 2006).

L'application d'un seul type d'opérateur n'aboutit souvent pas à une image "primitive" satisfaisante, qui facilite les opérations subséquentes. Dans le cas des milieux urbains, l'un des problèmes est la présence de routes avec des largeurs variables (e.g. routes secondaires, grands boulevards, artères, etc.). Comme les filtres ont un meilleur rendement lorsque les routes sont relativement étroites et les classificateurs sont plus performants pour les routes larges, certains auteurs proposent l'application en parallèle des deux types

d'opérateurs et la fusion des résultats (e.g. Lisini *et al.*, 2006). Pour améliorer davantage l'image "primitive" du réseau, d'autres auteurs appliquent des opérateurs locaux et/ou ré-échantillonne à différentes résolutions (pyramides) leur image et fusionnent les résultats obtenus (e.g. Lisini *et al.*, 2006 ; Negri *et al.*, 2006). He *et al.* (2012), pour leur part, adaptent les paramètres des opérateurs locaux selon la densité du réseau après décomposition de leur image selon un arbre quaternaire.

Deux autres problèmes inhérents à l'utilisation de ces opérateurs sont le nombre relativement élevé des faux segments de route détectés et la visibilité partielle ou nulle de certains segments de route. Les faux segments sont détectés en raison de caractéristiques géométriques et radiométriques similaires à celles des vrais segments. La visibilité partielle est due à plusieurs facteurs comme la présence d'obstacles (e.g. automobiles, rangées d'arbres, zones d'inversion des bâtiments bordant les routes, etc.). Dans certains cas, il y a même une perte totale du contraste entre un morceau de route et son environnement, ce qui contribue à la fragmentation de la route en segments qui ont été détectés. Ces problèmes rendent complexe les opérations subséquentes et ont un impact direct sur la qualité de l'extraction du réseau routier (voir section 3.2.1.3). Généralement, on tente de minimiser ces problèmes de fragmentation du réseau et de détection des faux segments avant de procéder aux étapes subséquentes (voir section 3.2.1.2). La visibilité nulle d'un segment de route est principalement fonction de l'orientation du faisceau radar, de son angle de visé et de la morphologie du tissu urbain, c'est pourquoi la meilleure solution pour contourner ce problème est de multiplier les acquisitions selon des orientations variables du faisceau (e.g. Tupin *et al.*, 2002; Stilla et Hedman, 2005). Cette solution n'est cependant que très partiellement réalisable dans le cas des acquisitions satellitaires.

### **3.2.1.2 Formation des segments**

Une fois l'image "primitive" du réseau routier obtenue, d'autres opérateurs sont appliqués pour identifier les regroupements de pixels détectés pouvant former des segments rectilignes ou curvilignes, à partir notamment de critères géométriques (e.g. longueur, largeur et/ou courbure). Plusieurs auteurs proposent l'application de la transformée de Hough (e.g. Amberg *et al.*, 2004). Comme cette transformée ne localise que des segments linéaires, des variantes sont proposées aptes à mieux capter des segments curvilignes. Ainsi Gamba *et al.* (2006) proposent la transformée floue de Hough, et Amberg *et al.* (2004) la transformée de Hough curviligne. D'autres techniques proposées sont les champs aléatoires de Markov.

Dans ce dernier cas, l'étude de Helwich *et al.* (1996) est l'une des rares études où la cohérence des phases interférométriques est introduite dans le calcul de la probabilité d'appartenance d'un pixel à un segment routier.

Afin d'améliorer la détection des segments de routes, certains auteurs proposent l'utilisation des informations contextuelles. Ainsi, Wessel *et al.* (2003) introduisent la notion de contexte (e.g. occupation du sol, forts diffuseurs locaux) dans le processus de recherche des segments de routes en milieu rural. Les auteurs utilisent des images aéroportées radar en bande X avec une résolution maximale de 2m. Les routes principales sont très bien détectées avec ou sans l'utilisation de l'information contextuelle. Par contre, les autoroutes et les routes secondaires sont moins bien détectées, et l'introduction du contexte permet d'améliorer les résultats. Amberg *et al.* (2005) considèrent qu'une information contextuelle d'intérêt pour confirmer la présence d'un segment routier est, entre autres, la présence de voitures stationnées. Ils proposent alors une procédure spéciale pour détecter ces objets particuliers. D'autres auteurs, comme Helwich *et al.* (1996), proposent l'introduction d'une carte existante du réseau routier pour restreindre l'espace de recherche des segments routiers sur l'image.

### **3.2.1.3 Optimisation et régularisation de la topologie du réseau**

Les opérations restantes consistent à établir l'axe des segments (squelettisation), combler des petits "gaps" dans l'axe des routes, supprimer des segments redondants, etc. Ces opérations sont réalisées en parcourant l'image du réseau détecté. Différentes approches sont proposées tel qu'indiqué au tableau 3.1. Cette étape est souvent suivie d'une dernière procédure qui consiste à examiner les segments du réseau pour éliminer des segments faussement détectés. Tel qu'indiqué également au tableau 3.1, l'approche Markovienne est la plus utilisée pour cette étape finale.

### **3.2.1.4 Évaluation de qualité**

L'efficacité d'une étape en particulier ou de l'ensemble du processus est souvent jugée par le degrés de fragmentation, l'exactitude de la localisation des segments, les omissions des segments de routes ainsi que le nombre des faux segments détectés. L'efficacité des opérateurs locaux (e.g. filtre de corrélation croisée) est étudiée par Açar et Bayur (2017) avec des images TSX SpotLight en milieu rural. Les auteurs démontrent que le choix de seuils conservateurs ou non n'a pas tellement d'impact sur la fragmentation des segments détectés mais plutôt sur l'exactitude de la localisation. Plusieurs auteurs utilisent

les différentes mesures proposées par Wiedemann *et al.* (1998) pour évaluer la performance de leurs algorithmes. Parmi celles-ci, la mesure nommée “qualité” donne une idée générale de la similitude du réseau routier extrait avec le réseau routier connu par une source de données externes. Cette mesure varie de 0 (aucune similitude) à 1 (similitude parfaite). Comme il est indiqué au tableau 3.1, en milieu urbain, indépendamment des images utilisées et de l’approche suivie, la qualité d’extraction dépasse rarement les 70%.

**Tableau 3.1 : Exemple d’études suivant l’approche standard d’extraction du réseau routier**

Auteurs	Image HR-RSO utilisée; scènes étudiées	Formation de l'image primitive du réseau	Formation des segments de route	Optimisation et régularisation du réseau routier	Qualité d'extraction
Hellwich <i>et al.</i> (1996)	Aéroportée bande-C;  Milieu urbain : zone résidentielle	Divers tests avec image d'amplitude : Filtrage statistique (Ratio d'intensités) et classification par maximum de vraisemblance	Champs aléatoires de Markov-estimation Maximum a posteriori avec recuit simulé : divers tests incluant amplitude, cohérence interférométrique et carte existante du réseau	-	Non mesurée
Tupin <i>et al.</i> (2002)	Aéroportée bande-X : 2.5 m espacement inter-pixel ; tests en milieu urbain dense avec fusion des résultats obtenus à partir d'images acquises avec différentes orientations du faisceau par rapport au réseau. Tests avec des images multitemporelles	Fusion des résultats des deux filtres statistiques : rapport d'intensités et corrélation croisée	Graphe des segments obtenus avec raccordement des segments fragmentés	Étiquetage des segments du graphe selon l'approche Markovienne avec élimination des faux segments	Non mesurée
Amberg <i>et al.</i> (2004)	HR aéroportée bande-X	Seuillage binaire (route/non-route)	Transformée de Hough	Suite segment par segment par programmation dynamique/ Procédure spéciale pour les segments de forte courbure	Milieu urbain dense : 60%  Périphérie urbaine : 82%
Gamba <i>et al.</i> (2006)	Aéroportées : Bande-C (2.5m espacement inter-pixel); Milieu	Filtres directionnels	Transformée floue de Hough	Séries de règles fondées sur les concepts de continuité,	Grille régulière des routes : 60%

	urbain dense			colinéarité et proximité (Groupement perceptuel)	
Negri <i>et al.</i> (2006)	Aéroportées : Bande-C (5m espacement inter-pixel) et Bande-X (0.5 m espacement inter-pixel); Différentes zones urbaines	Opérateur local (rayons) métriques basés sur les valeurs d'intensité par rayon et binarisation; Application multi-résolution et fusion des résultats	Régularisation par filtrage morphologique; utilisation d'une fenêtre ajustable autour des pixels détectés; identification des pixels aux extrémités de la fenêtre; localisation des segments qui relie deux points quelconques aux extrémités de la fenêtre; Identification des jonctions entre segments	Champs aléatoires de Markov avec information sur les jonctions et groupement perceptuel	Zone résidentielle (Bande-C) : 84% Zone résidentielle (Bande-X) : 77% Frange urbaine-rurale : 60% (Bande-X)
Hedman <i>et al.</i> (2010)	TerraSAR-X ; Deux sites périurbains en Italie et en Chine	Classification multi-étape de Dell'Aqua et al. (Voir section 3.4); séparation rural et urbain; Rural : détection à l'aide d'un opérateur local; Urbain : approche de Negri et al. (2006) Fusion des résultats	Groupement perceptuel	Champs aléatoires de Markov avec information sur les jonctions	Mesures de l'exhaustivité et de l'exactitude : 60% ou moins.
He <i>et al.</i> (2012)	Aéroportée bande-L : environ 1 m espacement inter-pixel	Filtrage statistique (ratio d'intensités) application par décomposition d'image en arbre quaternaire			Frange rural-urbain : environ 40%
Perciano <i>et al.</i> (2016)	TerraSAR-X : 1 m de résolution	Fusion des résultats des deux filtres statistiques : rapport d'intensités et corrélation croisée  Application multi-échelle	Graphe des segments obtenus avec raccordement des segments fragmentés ;  Union des résultats de l'application multi-échelle	Étiquetage des segments du graphe selon l'approche Markovienne avec élimination des faux segments  Nouveau graphe après élimination des faux segments et nouvel étiquetage	Deux zones péri-urbaines :  Densité du réseau relativement forte → 38%  Densité du réseau relativement basse → 28%  Tests avec des images multitemporelles (une certaine amélioration)

### 3.2.2. Autres approches

Une approche différente, suivie dans certaines études, consiste à se baser sur des pixels “germes” au lieu de l’image “primitive”. Ces derniers représentent des segments de route disséminés à travers l’image et constituent un point de départ pour le suivi des routes. L’étape suivante consiste, la plupart du temps, à se déplacer de proche en proche en utilisant des filtres locaux appliqués dans différentes directions (e.g. masques pivotants, rayons). Des critères sont alors appliqués pour définir la direction locale la plus probable de la route et sélectionner un nouveau pixel à partir duquel le processus recommence jusqu’à rencontrer un obstacle. Cheng *et al.* (2012) proposent l’intervention de l’opérateur pour spécifier les pixels “germes” ainsi que les caractéristiques de la fenêtre locale qui contient la route à suivre et sert à détecter l’orientation locale de cette dernière. Des opérations locales à l’intérieur de la fenêtre sont alors effectuées (e.g. masques pivotants et décalés) pour mieux localiser le pixel central de la route. Une fois les segments détectés sur l’ensemble de l’image, d’autres opérations similaires à celles de l’approche standard, s’enclenchent pour optimiser et régulariser la topologie du réseau. Huber et Lang (2001) segmentent leur image en zones homogènes et hétérogènes en utilisant comme critère le coefficient de variation en intensité calculé localement. Dans les zones hétérogènes, lesquelles sont supposées contenir les segments de route, des opérateurs locaux sont appliqués comme le détecteur de linéaments de Duda (Fischler *et al.*, 1981). Des contours actifs sont ensuite utilisés pour former des segments à partir des pixels détectés et des algorithmes génétiques basés sur les segments détectés servent à optimiser la détection du réseau routier. Lotte *et al.* (2013) utilisent des réseaux des neurones convenablement entraînés pour reconnaître les pixels “germes”. Des segments de route approximatifs sont ensuite générés par interpolation de ces pixels, lesquels servent de position initiale pour les contours actifs qui affinent la localisation des segments. Leur méthode est testée avec des images de synthèse et des images réelles aéroportées en bande P et polarisation parallèle en milieu rural. Ils évaluent la qualité de leur détection à environ 80% sur des images de synthèse et aux alentours de 70% sur des images réelles. Une approche similaire est utilisée par Saati *et al.* (2015) avec des images TSX SpotLight en milieu rural à la différence qu’une image “primitive” du réseau est générée en utilisant plusieurs traits caractéristiques calculés à partir de l’intensité locale des pixels et des règles floues. Ils évaluent la qualité de la détection à 45 et 64% pour deux scènes possédant une densité respectivement dense et peu dense.



Dans les autres approches, nous pouvons inclure les algorithmes de parcours minimal appliqués surtout sur des images optiques (e.g. Vincent, 1998). Cette technique consiste à trouver les chemins parcourant l'image d'un côté à l'autre et qui minimisent une fonction (e.g. somme des intensités). Parmi les publications suivant cette approche avec des images RSO, nous pouvons citer celle de Gamba et Houshmand (1999). Ici, les auteurs utilisent une image multipolarisée aéroportée pour générer l'image "primitive" du réseau par classification floue. Un pixel de route est alors choisi au hasard sur l'un des côtés de l'image et le chemin possédant le coût minimal pour aller de l'autre côté de l'image, dans la direction des lignes et des colonnes, est recherché. Ils proposent également l'introduction du MNS issu de l'interférométrie pour éliminer certains segments faussement détectés dont la hauteur diffère significativement de la hauteur locale du réseau. Cette méthode est reprise par Dell'Acqua et Gamba (2001) avec l'ajout de différents algorithmes flous pour améliorer le rendu de l'image "primitive". La qualité de la détection du réseau routier sur des images aéroportées en bande C dans un milieu urbain dense avec des routes de différentes caractéristiques est de l'ordre de 60%. Dans un article plus récent, Dell'Acqua et ses collaborateurs (2003) essaient d'améliorer davantage l'image "primitive" du réseau en utilisant divers détecteurs et en fusionnant les résultats à partir de différentes règles. L'exactitude de localisation du réseau dans différentes zones urbaines et péri-urbaines varie entre environ 30 et 60% tandis que le meilleur score concernant l'exhaustivité de la détection est de l'ordre de 75%.

### 3.3 Occupations du sol

Tel que mentionné dans les sections précédentes, plusieurs auteurs utilisent des algorithmes de classification pour supporter leur processus de détection des bâtiments et des routes. Les classes d'occupation des sols recherchées peuvent donc être très générales ou très spécifiques pour s'adapter aux structures recherchées (e.g. bâtiments, routes). Dell'Acqua *et al.* (2009) proposent une méthode de classification « rapide », laquelle inclut autant d'étapes que de classes recherchées. Dans leur méthode, les classes sont identifiées une par une en commençant par les plans d'eau, puis en enchaînant avec les aires végétales, les aires bâties et en finissant avec le réseau routier. Les traits utilisés varient selon la classe recherchée. À titre d'exemple, les plans d'eau sont identifiés par seuillage de l'histogramme des valeurs tandis que les aires végétales sont extraites par des traits texturaux. Les auteurs proposent aussi l'utilisation des MNS et MNT extraits de l'interférométrie pour supporter leurs analyses. Ce type de classification est utilisé par

Hedman *et al.* (2010) (voir tableau 3.1) pour différencier le milieu bâti du reste et adapter en conséquence leurs algorithmes de détection des routes. Un autre exemple est l'étude de Tison *et al.* (2007) qui visent à séparer les bâtiments (incluant leurs ombres) du reste afin de procéder aux étapes subséquentes d'extraction de l'information sur ces objets spécifiques. Ils testent plusieurs distributions statistiques et établissent que celle de Fisher permet de mieux décrire le comportement des classes suivantes : sol, végétation sombre et brillante, toiture sombre, moyenne, et brillante (incluant les cibles « dures »). Les tests effectués avec leur classificateur Markovien montrent que l'exactitude de la classification est excellente (>90%) pour le sol, la végétation sombre et les toitures brillantes mais pas pour le reste des classes.

Certains auteurs essaient d'aller plus loin avec des images radar à haute résolution et polarisation unique. Un recours classique est l'emploi des images de texture pour augmenter la dimensionnalité. Codjia *et al.* (2012) effectuent un grand nombre de tests à partir des différentes images de texture, lesquelles ont été créées à l'aide des matrices de cooccurrence des images RS2 couvrant l'île de Montréal en mode fin ou ultrafin et en polarisation unique, dual ou quadruple. Le but visé est l'identification de 6 classes d'occupation : résidentielle de densité de bâti faible, intermédiaire et forte, bâti de type industriel ou commercial ou institutionnel, surfaces boisées et surfaces gazonnées. Les résultats de la classification dirigée par maximum de vraisemblance avec les images en polarisation parallèle sont mitigés (Coefficient Kappa aux alentours de 0.4). Hu et Ban (2012) utilisent des images multitemporelles RS2 couvrant la frange urbaine de Toronto en mode ultra fin et en polarisation parallèle. Les images multitemporelles sont combinées et l'image résultante est segmentée pour former des "objets". Différents traits texturaux et contextuels sont alors calculés sur les "objets" et utilisés comme intrants à un réseau de neurones (RN) et à une machine à vecteurs de support (MSV) pré-entraînés. Le but est de cartographier onze classes dont sept représentent des surfaces végétalisées (e.g. cultures agricoles, forêts, parcs, golfs), une des plans d'eau, deux du bâti (faible et forte densité) ainsi qu'une classe routes. Les résultats sont mitigés avec le réseau de neurones (Kappa de 0.4) et relativement bon avec la MSV (Kappa de 0.6). Ding *et al.* (2013) pour leur part analysent des images TSX SpotLight de San-Francisco et de Toronto. Comme traits caractéristiques, ils utilisent des textures issues des matrices de cooccurrence et un trait caractéristique qui représente localement le nombre de cibles « dures ». La classification se fait par MSV pré-entraîné. Quatre classes sont visées : aires commerciales, aires résidentielles denses, surfaces vertes et plans d'eau. Le résultat obtenu avec l'ensemble des traits caractéristiques

correspond à l'exactitude minimale acceptable pour les cartes thématiques, qui est de 80%. Une méthode alternative aux matrices de cooccurrence est employée par Chini *et al.* (2009) avec une image TSX d'Indianapolis en mode zonal et en polarisation parallèle. Ici les traits caractéristiques donnent des indications sur la présence ou l'absence de structures sur l'image qui peuvent être de taille et d'orientation différentes. Ces traits sont extraits par l'application locale de filtres morphologiques. Les classes visées sont : bâtiments industriels, bâtiments résidentiels, eau, routes, gazon, sols à nu et surfaces boisées. Après sélection par RN des traits les plus significatifs, l'image est classifiée. Les résultats obtenus sont de très bonne qualité (kappa de 0.9).

Une autre approche au problème de classification met l'accent sur la distribution statistique qui décrit assez bien le comportement des différentes occupations du sol en milieu urbain. L'estimation des paramètres de ces distributions par classe peut permettre d'appliquer efficacement des classificateurs comme ceux de Markov. Cependant, les résultats ne sont pas clairs. Selon les classes recherchées, l'imagerie radar utilisée et la morphologie du site examiné, des distributions différentes sont proposées. À la manière de Tison *et al.* (2007), Xu *et al.* (2009) testent plusieurs distributions (Lognormale, Weibull, K et Alpha-stable) à partir d'images COSMO/SkyMed (bande X) sur des sites d'entraînement des classes suivantes : surface cimentée, eau, gazon, champs agricoles et deux milieux bâtis. Les résultats ne sont pas concluants quant à la capacité d'une distribution ou l'autre de capter le comportement de l'ensemble des classes. Parmi les distributions testées, l'Alpha-stable donne les meilleurs résultats. D'autres auteurs préfèrent procéder par une approche empirique d'analyse des histogrammes par classe. L'étude de Aytekin *et al.* (2013) en est un exemple. Ici l'histogramme des sites d'entraînement par classe est partitionné en utilisant différentes règles. Les limites des intervalles obtenus constituent un vecteur. Les vecteurs obtenus pour l'ensemble des classes sont alors concaténés et l'histogramme de l'image est segmentée selon ce nouveau vecteur. Les auteurs proposent alors d'utiliser comme traits caractéristiques la dimension des différentes zones segmentées ainsi que leur fréquence d'occurrence dans un voisinage immédiat. Les tests effectués avec un classificateur MSV montrent que leur approche surpasse en termes d'exactitude les approches utilisant comme traits caractéristiques uniquement les textures issues des matrices de cooccurrence ou des filtres de Gabor. L'exactitude obtenue est de l'ordre de 90%. Cependant les classes recherchées sur l'image TSX couvrant un site à la frange urbain-rural, sont très générales : zones urbaines, surfaces naturelles et plans d'eau.

Tel que mentionné précédemment, peu d'études introduisent les produits interférométriques pour la classification des images en polarisation unique. Pourtant il est connu que, tout au moins, la cohérence peut améliorer la classification des occupations du sol (e.g. Bruzzone *et al.*, 2004). Par exemple la cohérence combinée avec l'image en amplitude (ou la texture) peut aider à : 1) différencier l'eau du reste; en effet les sols à nu, les pavés ainsi que les surfaces couvertes d'une végétation courte présentent beaucoup de similarités avec des amplitudes faibles à moyennes tandis que l'eau dépendant des conditions du vent se distingue nettement de ces autres occupations par sa très faible cohérence; 2) mieux séparer les espaces occupés par des bâtiments des surfaces boisées; en effet ces deux classes présentent beaucoup des similarités avec des amplitudes (ou des textures) moyennes à élevées. Elles diffèrent cependant en termes de cohérence. L'augmentation de l'accessibilité aux données par satellite depuis ces dernières années permettra sûrement l'expérimentation soutenue des produits interférométriques pour la classification. Parmi les rares exemples d'intégration des produits interférométriques dans la cartographie des occupations du sol, nous avons déjà cité l'étude de Tison *et al.* (2007). Une étude récente menée par Zhang *et al.* (2016) explore la distribution statistique des valeurs de cohérence obtenues par une paire interférométrique TSX SpotLight (en tandem) pour trois types d'objets : arbres, bâtiments et ombres. Comme nous l'avons mentionné précédemment, cette analyse peut aboutir à des classificateurs intéressants. Parmi les distributions théoriques testés (Gaussienne, Bêta, Weibull, Rayleigh, Nakagami), Bêta est la distribution qui s'ajuste le mieux aux valeurs de cohérence obtenues pour ces objets.

### 3.4 Conclusions

Comme vu dans cette revue de littérature, les occupations du sol est une information importante en soi et qui facilite la détection des bâtiments ainsi que des routes. Cette information peut être introduite de façon efficace par classification des images en amplitude avec éventuellement l'ajout des informations provenant de l'interférométrie. L'approche suggérée par Aytekin *et al.* (2013) avec le partitionnement empirique de l'histogramme nous paraît la plus intéressante à suivre. Elle est facilement programmable et marie les deux approches dominantes qui sont l'étude des traits caractéristiques texturaux et l'analyse des histogrammes. Ici, nous comptons tester cette méthode dans le cas des milieux urbains dense.

Avant d'attaquer le problème le plus complexe qui est l'extraction de l'information sur les bâtiments, la détection du réseau routier fera l'objet de l'étape suivante de notre recherche. Comme il a été indiqué à la section 3.2.2, chaque approche a ses avantages et ses désavantages. Certaines demandent un temps de calcul important mais sont robustes au bruit, d'autres se basent sur des nombreux seuils empiriques et leur généralisation pour l'ensemble d'un milieu urbain devient problématique. Les résultats finaux, peu importe la sophistication de la méthode, sont similaires : la qualité d'extraction du réseau est de l'ordre de 60% ou moins. L'approche standard a été grandement étudiée avec de nombreuses variations. Parmi les autres approches, celle par parcours minimal n'a été que très peu étudiée et semble offrir un bon compromis entre robustesse et temps de calcul. Son principal défaut est que le chemin doit exister d'un côté à l'autre de l'image.

## **PARTIE 2 : MÉTHODES, DONNÉES ET TRAITEMENTS PRÉLIMINAIRES**

Le but de cette partie est de présenter la méthode générale suivie lors de cette recherche pour permettre une meilleure compréhension de l'ensemble. Cependant, cette méthodologie a été développée pour un type d'environnement particulier; les milieux urbains nord-américains, et un certain type de données, les images satellites RSO de haute résolution. Les sections 4.1 et 4.2 fournissent donc un exemple du type d'environnement et de données compatibles avec cette méthodologie.

Cette méthodologie se divise en deux grandes étapes. La première étape (section 4.3) consiste à corriger les biais présents sur les images, former des paires interférométriques à partir d'images compatibles et générer les données additionnelles pour la seconde étape; l'extraction de l'information morphologique (section 4.4), laquelle est largement détaillée dans la troisième partie de cette thèse.

## Chapitre 4 : Approche méthodologique

La figure 4.1 présente les étapes de la méthodologie utilisée dans cette recherche. Après avoir choisi les sites expérimentaux, ainsi que les images brutes et autres données de support et de validation, des traitements préliminaires seront effectués afin d'extraire les images qui serviront aux analyses. Ces images sont : l'image en amplitude, un MNS ainsi que l'image de cohérence. Des procédures spécifiques seront ensuite développées pour extraire: 1) les occupations du sol, 2) le réseau routier, et 3) les caractéristiques des bâtiments comprenant leur empreinte au sol et leur hauteur. Les sections suivantes décrivent ces différentes étapes avec plus de détails.

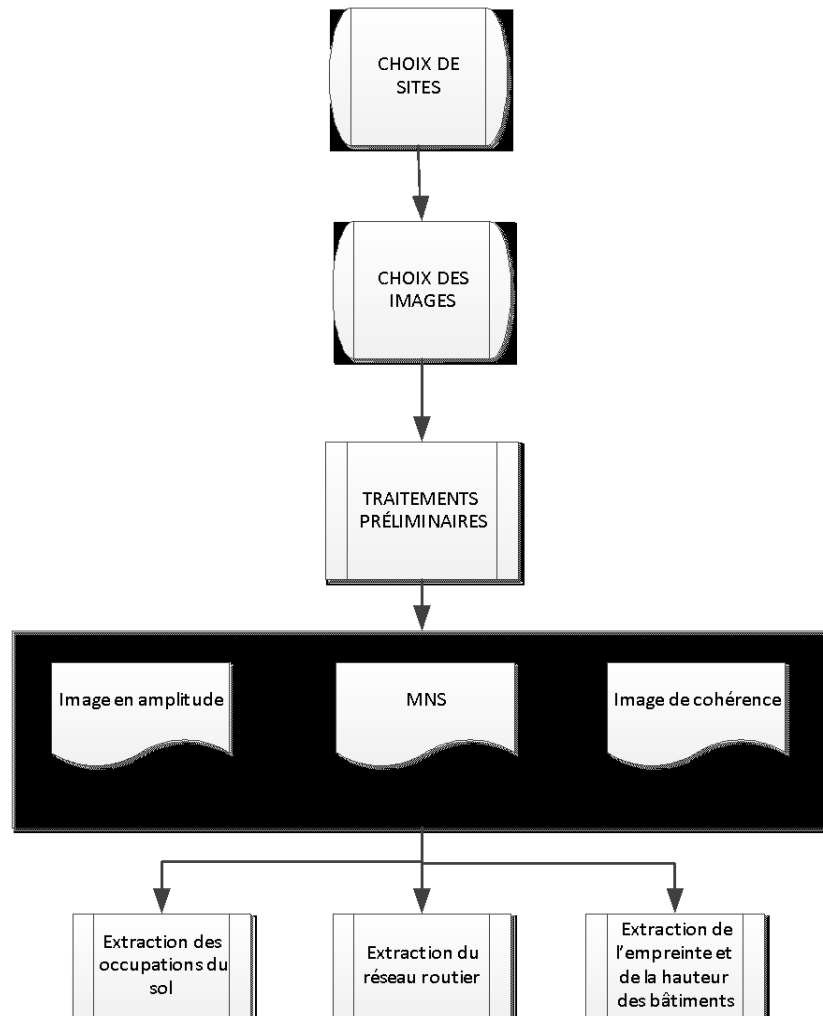


Figure 4.1 : Étapes de l'approche méthodologique suivie dans cette recherche

## 4.1 Site à l'étude

Nous avons choisi l'île de Montréal comme site d'expérimentation. Le milieu urbain typique des villes nord-américaines, est caractérisé par des affectations du sol de différentes morphologies et bien délimitées dans l'espace (Figure 4.2). Les quartiers industriels comprennent des bâtiments larges (i.e. plus de 30 mètres), plus ou moins espacés et souvent d'une hauteur supérieure à 10 mètres. Dans les quartiers résidentiels possédant des maisons unifamiliales, la couverture végétale est abondante et le réseau routier peut être de forme variable. Au contraire, les quartiers résidentiels avec des immeubles multifamiliaux sont caractérisés par une couverture végétale plutôt faible et un réseau routier quadrillé. Dans ces différents quartiers résidentiels, les bâtiments y sont denses, peu larges (moins de 20 mètres) et relativement bas (moins de 10 mètres). L'île possède également de nombreux espaces verts dont l'un contient un mont d'environ 200 mètres de hauteur (Mont Royal). La topographie, à l'exception du Mont Royal, est généralement peu prononcée. Enfin, l'île est bordée par le fleuve Saint-Laurent et la rivière des Mille-Îles. Tous ces différents éléments permettront d'observer les limites de l'interférométrie radar par satellite.

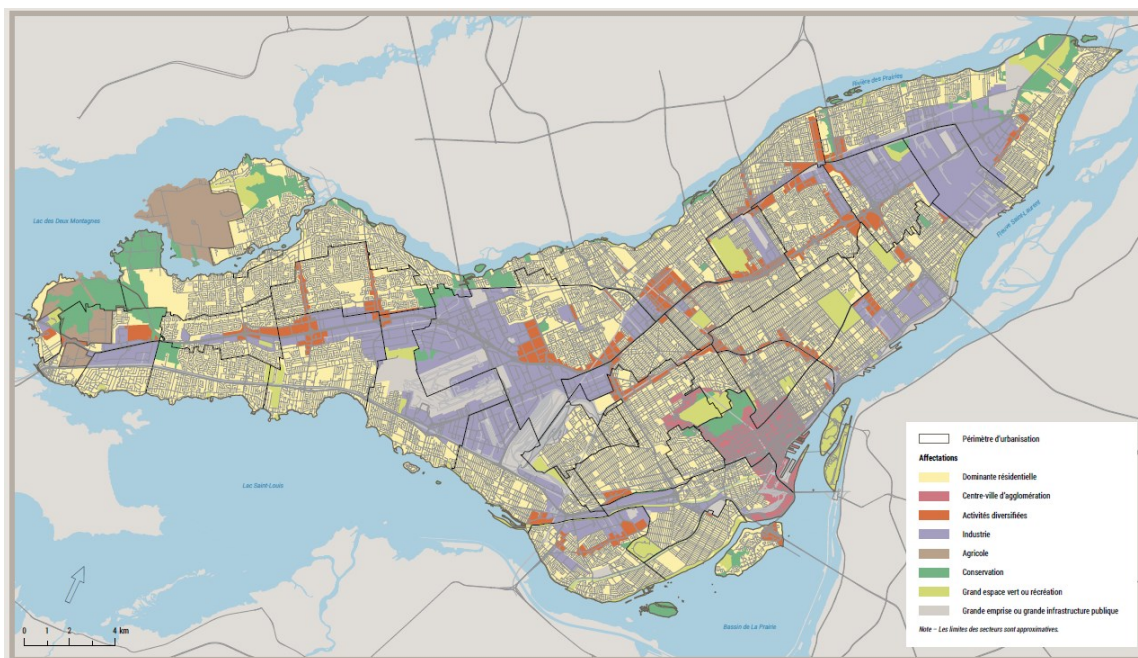


Figure 4.2 : Affectations du sol de l'agglomération urbaine de l'île de Montréal (source : [http://ville.montreal.qc.ca/pls/portal/docs/PAGE/PROJ\\_URBAINS\\_FR/MEDIA/DOCUMENTS/SCHEMA20150401\\_CARTÉ20.PDF](http://ville.montreal.qc.ca/pls/portal/docs/PAGE/PROJ_URBAINS_FR/MEDIA/DOCUMENTS/SCHEMA20150401_CARTÉ20.PDF))



De plus, nous possédons un MNT de l'île d'une précision de quelques dizaines de centimètres. Un MNS, créé par corrélation d'images stéréoscopiques aéroportées et d'une précision de quelques dizaines de centimètres, a été obtenu par la Ville de Montréal. Ces différents modèles nous permettront d'évaluer nos résultats.

## 4.2 Images radar

Nous disposons de quatre images TerraSAR-X (TSX) acquises en mode SpotLight et huit images RADARSAT-2 (RS2) acquises en mode fin, couvrant partiellement l'île de Montréal. Ces images ont été fournies par le professeur Claude Codjia du département de géographie de l'Université du Québec À Montréal, Canada. Le tableau 4.1 décrit les différentes caractéristiques de ces images.

Tableau 4.1 : Images radar disponibles pour cette recherche

	<b>TSX</b>	<b>RS2</b>
Longueur d'onde $\lambda$	3,1 cm	5,6 cm
Résolution en distance $x_r$	2,14 m	8,44 m
Résolution en azimut $y_r$	1,84 m	4,89 m
Altitude de l'orbite H	514 km	798 km
Angle d'incidence $\theta$	entre 38° et 41°	entre 34° et 36°
Date acquisition	du 01/09/2011 au 23/10/12	du 01/05/2009 au 11/10/10
Polarisation	HH	HH
Orbite	Ascendante	Descendante

## 4.3 Traitements préliminaires

### 4.3.1 Produits interférométriques

En fonction des données dont nous disposons (Tableau 4.1), neuf paires interférométriques ont été formées avec des images RS2 et trois à partir des images TSX. Toutes ces paires ont été traitées à l'aide du logiciel "SARscape" d'ENVI (version 4.8) afin d'extraire les interférogrammes et les images de cohérence. Les résultats obtenus ont été étudiés afin de conclure sur les paires à utiliser pour extraire les informations sur la morphologie urbaine.

#### 4.3.1.1 Traitements

Les algorithmes généralement utilisés pour les traitements des paires interférométriques sont présentés au chapitre 2. Les algorithmes spécifiques employés dans notre cas sont décrits par la suite.

##### 4.3.1.1.1 Recalage

Le recalage a été effectué en suivant la méthode de la maximisation du coefficient de corrélation croisée normalisée entre les images en intensité (section 2.2.3). Cette méthode consiste à maximiser la corrélation entre les deux images pour trouver le champ de déformation de l'image dépendante par rapport à l'image de référence. Afin de faciliter la recherche des points corrélés, nous avons inséré un MNT basse précision, provenant de la mission TanDEM-X. Cette méthode est robuste en milieu urbain. Nous avons également moyenné nos pixels par 5 selon l'axe en distance et par 6 selon l'azimut pour les données TSX, et par 3 selon l'axe en distance et par 5 selon l'azimut pour les données RS2, ceci afin de réduire le bruit. Ces valeurs ont été choisies pour obtenir des pixels carrés de résolution de 10 mètres pour TSX et 25 mètres pour RS2.

##### 4.3.1.1.2 Débruitage

Pour le filtrage du bruit, nous avons choisi d'appliquer le filtre de Goldstein modifié (section 2.2.7). L'avantage de ce filtre est qu'il permet de mieux conserver les zones de fortes variations locales de la phase, ce qui est approprié pour calculer la hauteur des bâtiments.

#### **4.3.1.1.3 Déroulement de phase**

L'algorithme de minimisation de réseau du flot de Costantini (section 2.1.1.2.4) a été appliqué. Cet algorithme montre un meilleur comportement face au bruit de phase que la méthode par croissance des régions. Les pixels avec une cohérence inférieure à 0,15 ont été masqués.

#### **4.3.1.1.4 Calcul de la topographie**

Pour le passage de la phase à l'altitude, nous avons choisi des points répartis uniformément sur notre interférogramme, et aux endroits de bonne cohérence. Ces points ont été projetés sur le MNT de basse résolution, afin de connaître leurs altitudes. A l'aide de l'altitude de ces points, une valeur plus précise de la ligne de base a été déterminée. Puis, les étapes précédentes ont été réitérées avec cette nouvelle valeur pour la ligne de base.

#### **4.3.1.1.5 Géolocalisation**

L'interférogramme a été projeté dans le système de référence UTM 18. Tel que mentionné au chapitre 2, l'approche de géocodage utilisée par le logiciel se base sur un système d'équations impliquant les vecteurs d'état des deux orbites. Pour le rééchantillonnage, la méthode utilisée est la convolution cubique s'appuyant sur 16 pixels aux alentours et approxime la fonction sinus cardinal à l'aide de fonctions polynômiales du 3<sup>e</sup> degré. Nous avons choisi une résolution de 10 mètres pour nos interférogrammes finaux provenant des données TSX et 25 mètres pour ceux provenant des données RS2, et d'ignorer les pixels dont la cohérence est inférieure à 0,25. Ces pixels auront une valeur nulle sur l'image de cohérence et ne seront pas traités sur l'interférogramme.

#### **4.3.1.2 Choix des paires interférométriques**

Pour choisir les paires interférométriques à utiliser pour l'extraction finale du MNS, nous avons effectué une série de tests comme expliqué par la suite.

##### **4.3.1.2.1 Potentiel de décorrélation temporelle**

Un des facteurs qui affectent la corrélation des phases en interférométrie à passage répété est l'humidité variable des surfaces. Comme indicateur de l'humidité des sols nous avons utilisé les hauteurs de précipitations enregistrées par Environnement Canada (Station météorologique de l'aéroport P-E Trudeau) du jour de passage des satellites. D'après le tableau 4.2, il est clair que les paires interférométriques comprenant une des trois premières images RS2 comportent des risques de forte décorrélation temporelle.

**Tableau 4.2 : Date d'acquisition des données RS2 (gauche) et TSX (droite) et précipitation journalière correspondante**

Image	Date	Précipitation totale (mm)	Image	Date	Précipitation totale (mm)
1	01/05/2009	15,4	1	01/09/2011	0
2	18/06/2009	14,8	2	26/10/2011	0
3	22/09/2009	11,2	3	30/04/2012	0
4	09/11/2009	0	4	23/10/2012	0
5	13/02/2010	0			
6	02/04/2010	0			
7	20/05/2010	0			
8	11/10/2010	0			

#### 4.3.1.2.2 Ligne de base

Les MNS extraits des interférogrammes ont tout d'abord été triés en fonction de la longueur de la perpendiculaire de la ligne de base. La précision de chaque MNS a ensuite été évaluée en calculant l'erreur quadratique moyenne par rapport à notre MNT, selon la formule suivante :

$$e = \sum_{pixels} (MNT - MNS - C)^2 \quad (4.1)$$

Avec  $C$  une constante permettant de géoréférencer nos MNS en altitude. Cette constante a été calculée de manière à minimiser l'erreur quadratique moyenne. A noter que la différence entre le MNT et le MNS de la vérité terrain est considérée négligeable par rapport à la précision de nos MNS. Le tableau 4.3 et la figure 4.3 présentent les résultats de ce test.

Tableau 4.3 : Erreur quadratique en fonction de la longueur de la perpendiculaire de la ligne de base pour les données RS2 (gauche) et TSX (droite)

MNS	B (m)	E (m)
2-7	410,036	5,4
1-6	387,895	11,8
1-3	272,435	7,3
6-7	256,578	4,1
1-2	234,804	13,8
1-8	211,460	11,1
6-8	176,433	16,5
2-6	159,409	9
4-5	109,166	17

MNS	B (m)	E (m)
2-3	404,132	7,7
1-2	384,869	6
1-4	67,167	20,2

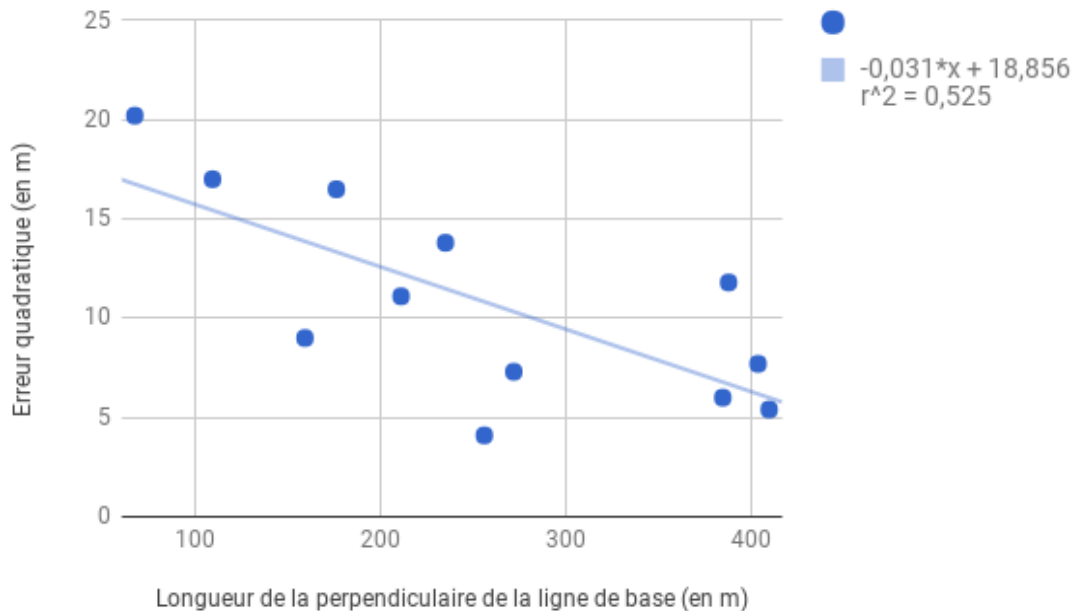


Figure 4.3 : Dépendance entre la précision des MNS issus des traitements interférométriques et la perpendiculaire de la ligne de base

Les résultats tendent à confirmer les résultats théoriques (section 2.2.1.1) et ceux des expériences menées par Takeuchi *et al.* (2004) avec des images radar JERS-1, à savoir que la précision des MNS croît avec la longueur de la perpendiculaire de la ligne de base. Il est donc préférable d'utiliser une paire interférométrique possédant une grande ligne de base pour construire un MNS.

Pour évaluer cette tendance, nous avons calculé le coefficient de détermination  $r^2$  associée à la droite de régression linéaire trouvée et effectué un test de signification de la

pende. Nous obtenons un coefficient de détermination  $r^2$  égal à 0,525 et une p-value égal 0,0077. La p-value nous permet d'affirmer cette tendance avec un niveau de confiance supérieur à 99%. Et la valeur du coefficient de détermination indique une forte corrélation entre la précision du MNS et la longueur de la perpendiculaire de la ligne de base. Les imprécisions dépendent aussi d'autres sources d'erreurs comme la cohérence spatiale (inversement proportionnelle à la perpendiculaire de la ligne de base), la cohérence temporelle des objets ou les conditions atmosphériques et les déformations du terrain.

#### **4.3.1.2.3 Hauteur d'ambiguïté**

Tenant compte des paramètres des deux satellites radars (Tableau 4.1) ainsi que des perpendiculaires des lignes de base (Tableau 4.3), il est possible de calculer la hauteur d'ambiguïté par paire interférométrique, c'est-à-dire la hauteur correspondant à une frange de l'interférogramme ( $2\pi$ ). Nous pouvons constater que dans le cas des images RS2, la hauteur d'ambiguïté varie de cent à plusieurs centaines de mètres, ce qui est inadéquat pour l'estimation des hauteurs des bâtiments de façon précise. Ces images ne seront donc pas utilisées pour cette recherche. Dans le cas des images TSX, les paires avec une grande perpendiculaire de ligne de base engendrent une hauteur d'ambiguïté de l'ordre de 15 mètres, tandis que celles avec une perpendiculaire en deçà de cent mètres donnent une hauteur d'ambiguïté de l'ordre de 80 mètres. Ainsi, les paires possédant de longues lignes de base ont à priori le potentiel pour extraire avec précision la hauteur des bâtiments d'une dizaine de mètres ou plus. Comme mentionné à la section 4.1, ces hauteurs se rencontrent surtout dans les quartiers industriels de la ville.

Cependant, des faibles hauteurs d'ambiguïtés peuvent constituer une limite lors de l'étape de déroulement de phase dans les zones possédant des hauts bâtiments (sauts de phase) et ainsi fournir une valeur erronée pour la hauteur de ces derniers. Sur la figure 4.4, deux interférogrammes ont été sélectionnés à partir des images TSX couvrant une zone industrielle, l'un créé avec une grande ligne de base, et l'autre une petite. Nous pouvons constater que pour l'interférogramme possédant une grande ligne de base, les bâtiments encerclés ont une hauteur plus faible que le niveau du sol, ce qui n'est pas le cas pour l'interférogramme possédant une plus petite ligne de base. Ceci est dû à une mauvaise estimation du nombre entier de  $2\pi$  à ajouter à la phase lors de l'étape de déroulement de phase.

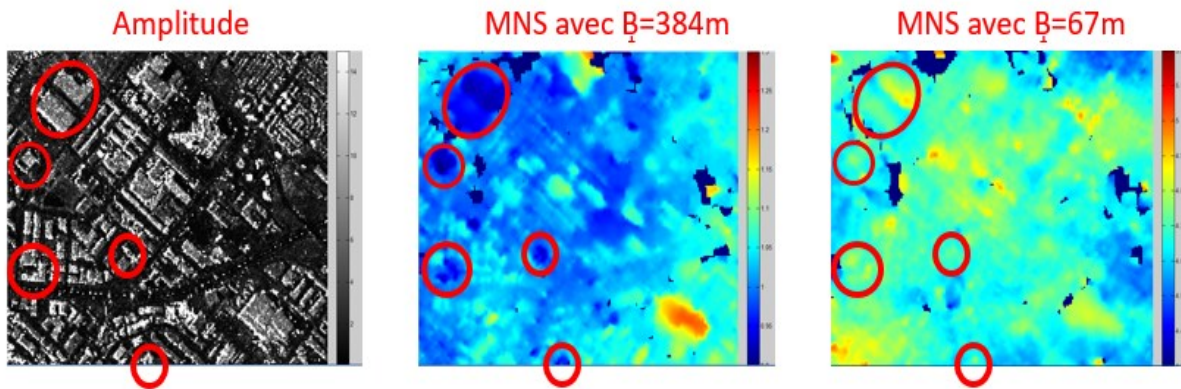


Figure 4.4 : Identification et comparaison de la hauteur des bâtiments par rapport au sol en fonction de la longueur de la ligne de base

Ainsi, un interférogramme avec une grande ligne de base fournit des résultats précis, mais avec plus de zones aberrantes. A contrario, un interférogramme avec une plus petite ligne de base fournit des résultats plus robustes, mais plus imprécis. Comme nous le verrons dans le chapitre 8.2, nous utiliserons deux interférogrammes, l'un avec la grande ligne de base pour extraire la hauteur, et l'autre avec la petite ligne de base pour corriger les sauts de phase au niveau des bâtiments.

#### 4.3.1.2.4 Intervalle entre les deux dates d'acquisition

Un dernier test a été effectué afin de choisir la paire, potentiellement, moins décorrélée temporellement dû à l'intervalle de temps séparant les deux acquisitions. Toutes les paires d'interférogrammes possédant une différence de perpendiculaire de ligne de base inférieure à 15% (pour ne pas être influencé par la cohérence spatiale) et une durée entre les deux dates d'acquisition différente ont été sélectionnées, ce qui représente 4 couples de paires interférométriques. Pour chaque couple d'interférogrammes, les temps écoulés entre les deux prises de vue, les cohérences moyennes et les pourcentages de pixels non traités ont été reportés. Le tableau 4.4 présente les résultats de ce test.

**Tableau 4.4 : Cohérence moyenne et pourcentage de pixels non évalués en fonction de la durée entre les deux prises de vue d'une paire interférométrique**

		Temps 0	Temps 1	Cohérence 0	Cohérence 1	Taux de pixels non traités (%)	Taux de pixels non traités (%)
RADARSAT-2	Paires 6-7 et 1-3	1 mois et demi	4 mois et demi	0,3739	0,3568	1,33	1,47
	Paires 1-2 et 1-8	1 mois et demi	1 an et 5 mois	0,3592	0,3458	1,35	1,75
	Paires 6-8 et 2-6	6 mois	9 mois et demi	0,3831	0,3739	1,14	1,43
TerraSAR-X	Paires 1-3 et 2-3	2 mois	6 mois	0,3678	0,3605	5,51	6,91

Pour chaque couple d'interférogrammes, la cohérence moyenne diminue avec la durée séparant les deux acquisitions, et le pourcentage de pixels non traités augmente. Il est donc préférable d'utiliser une paire interférométrique possédant une courte durée entre les deux prises de vue pour construire un MNS, lorsque les longueurs de la perpendiculaire de ligne de base sont environ égales.

Pour évaluer ces hypothèses, nous avons effectuées des t-test apparié (par longueur de ligne de base) avec queue à droite pour la cohérence moyenne et queue à gauche pour le pourcentage de pixels non traités. Nous obtenons des p-value respectivement égale à 0,0029 et 0,0731. Les p-values nous permettent d'affirmer avec un niveau de confiance supérieur à 99%, que la cohérence moyenne diminue avec le temps, et que le pourcentage de pixels non traités augmente avec le temps avec un niveau de confiance supérieur à 90%.

#### 4.3.1.2.5 Paires interférométriques considérées

Le tableau 4.5 résume les résultats des différents tests décrits ci-dessus :

**Tableau 4.5 : Pertinence sur l'emploi des différents couples interférométriques**

MNS		Précipitation	Ligne de base	Hauteur d'ambiguïté	Durée d'acquisition
RS2	2-7	X	O	X	O
	1-6	X	O	X	O
	1-3	X	O	X	M
	6-7	O	O	X	O
	1-2	X	M	X	O
	1-8	X	M	X	M
	6-8	O	M	X	O
	2-6	X	M	X	M
	4-5	O	M	X	O
TSX	2-3	O	O	O	M
	1-2	O	O	O	O
	1-4	O	M	O	O

O données à considérer  
M données à éviter  
X données à ne pas considérer



A la vue des résultats, l'interférogramme avec la grande ligne de base que nous utiliserons sera donc celui formé à partir du couple 1-2 des données TSX, et celui avec la petite ligne de base sera celui créé à partir du couple 1-4 des données TSX.

## 4.3.2 Image en amplitude

### 4.3.2.1 Choix de l'image en amplitude

Suite au choix effectué précédemment, nous disposons donc de trois images radar en amplitude, lesquelles forment deux couples interférométriques. Ce nombre étant faible, le moyennage de ces images ne permet pas de compenser les défauts de chacune mais a tendance, au contraire, à additionner les défauts de chaque image. Ainsi, seule l'image en amplitude présente dans les deux couples interférométriques (image 1 de TSX) sera utilisée pour tester nos algorithmes.

### 4.3.2.2 Traitements

L'image en format SLC a été orthorectifiée à l'aide du module OrthoEngine du logiciel GEOMATICA de PCI. Puis, l'image a été projetée dans le système de référence UTM 18 en se basant sur les paramètres de l'orbite et quelques points de contrôle. Pour le rééchantillonnage des composantes en phase et en quadrature de phase, la fonction sinc complexe tronquée (8 points) a été employée. L'espacement inter-pixel a été maintenu à environ 2 mètres. Compte tenu du peu de relief de la zone étudiée, la radiométrie de l'image en amplitude a été convertie en coefficient de rétrodiffusion sigma-naught (section 1.1.3).

## 4.4 Extraction de la morphologie urbaine

### 4.4.1 Les occupations du sol

Le premier problème à étudier est la mise au point d'une procédure d'extraction de l'information sur les occupations des sols. Tel que mentionné au chapitre 3, cette information peut être introduite par la suite comme support pour améliorer les résultats de l'extraction du réseau routier et des bâtiments. Ce problème constitue le premier volet de notre recherche (chapitre 5).

Nous avons opté pour une taxinomie des occupations du sol simple qui fait référence à la présence (ou l'absence) de bâtiments. Pour les zones occupées par les bâtiments, nous souhaitons différencier deux classes : celle possédant des bâtiments larges, que nous

appellerons classe industrielle, et celle avec des bâtiments de taille moyenne à petite que nous nommerons classe résidentielle. Deux autres classes, correspondant aux occupations du sol sans bâtiments, ont aussi été définies : les plans d'eau et les espaces verts.

Le classificateur dirigé choisi pour l'identification de ces classes est le classificateur MSV (Machine à vecteurs de support). Dixon et Candade (2008) ont montré l'efficacité du classificateur MSV comparé à d'autres classificateurs. De plus, selon Garcia *et al.* (2011), cette technique est parfaitement adaptée pour les classifications à partir de différentes sources, possédant de nombreuses entrées et des petits sites d'entraînement. Comme nous le verrons au chapitre 5, les traits caractéristiques pour la classification proviennent d'une analyse des objets créés par partitionnement de l'histogramme. Cette méthode est testée en utilisant, dans un premier temps, uniquement l'image en amplitude et, dans un deuxième temps, en intégrant les produits interférométriques.

#### 4.4.2 Le réseau routier

L'extraction du réseau routier constitue le deuxième volet de notre recherche (chapitre 6). Comme indiqué au chapitre 3, cette information permet aussi d'identifier les pixels appartenant au sol, ce qui peut constituer un renseignement précieux lors de l'extraction du MNT (chapitre 8).

Pour extraire ce réseau, nous avons décidé d'évaluer le potentiel de l'algorithme du chemin le plus court (« minimal path »). Ce dernier est robuste au bruit, à la largeur des routes et à leur orientation (tant que leur courbure n'excède pas +/- 45°). De plus, l'algorithme tient compte des caractéristiques géométriques et radiométriques des routes sur l'image en amplitude. Des tests avec les produits interférométriques sont également présentés.

#### 4.4.3 Les caractéristiques des bâtiments

L'extraction des bâtiments constitue le troisième volet de notre recherche. Différentes expériences ont été menées pour extraire l'emprise des bâtiments (chapitre 7) ainsi que leur hauteur (chapitre 8). Pour les raisons évoquées au chapitres 3, seuls les bâtiments industriels ont été étudiés.

Concernant l'emprise des bâtiments, nous avons suivi l'approche générale de reconstruction des objets par détection des bords avec l'utilisation de "marqueurs" pour la détection des bâtiments et de seuils pour séparer les bâtiments du reste. La recherche de

tous les quadrilatères possibles et la méthode de minimisation d'énergie contraignent la forme de nos bâtiments à des parallélépipèdes et demandent un temps de calcul immense, qui plus est pour toute une zone industrielle. La procédure développée a, tout d'abord, été appliquée sur l'image en amplitude, et l'apport des produits interférométriques pour l'extraction de l'emprise des bâtiments a été évalué par la suite.

L'extraction de la hauteur des bâtiments se fait par soustraction du MNT au MNS. Pour extraire le MNT, les altitudes des pixels identifiés sur le MNS comme appartenant au sol ont été interpolées. Afin d'améliorer cette identification, nous avons introduit les informations sur les occupations du sol, le réseau routier ainsi que sur l'emprise des bâtiments.

## **PARTIE 3 : EXTRACTION DES INFORMATIONS MORPHOLOGIQUES EN MILIEU URBAIN**

Le but de cette partie est double. Le premier enjeu consiste à fournir des algorithmes robustes d'extraction de l'information sur la morphologie urbaine à partir de données radar. Les informations recherchées sont les occupations du sol (chapitre 5), le réseau routier (chapitre 6), l'emprise des bâtiments industriels (chapitre 7), le MNT et la hauteur des bâtiments industriels (chapitre 8). Le second enjeu consiste à évaluer l'apport de l'interférométrie pour chacune de ces informations.

## Chapitre 5 : Occupations du sol

Le développement de la procédure de classification a été effectué en ne considérant que les données en amplitude et en s'inspirant de la procédure proposée par Aytekin et ses collaborateurs (2013). En résumé cette procédure se base sur la création de « masques », c'est-à-dire des groupes de pixels contigus, par partitionnement de l'histogramme de l'image radar en amplitude. Les seuils à utiliser pour ce partitionnement sont définis en analysant les histogrammes de chacune des classes à identifier. Ces derniers sont estimés grâce aux histogrammes des sites d'entraînement. Chaque pixel est ensuite classé par un algorithme de type MSV en utilisant comme intrants : 1) le nombre de pixels appartenant à chaque masque dans son voisinage immédiat; et 2) la distance du pixel aux barycentres du groupe le plus proche de chaque masque. Cette procédure a été développée avec des images TSX en considérant des classes d'occupation du sol caractéristiques d'un milieu à la frange urbaine avec une seule classe de bâti; la classe résidentielle. L'expérimentation avec notre image TSX représentant le milieu urbain dense de l'île de Montréal nous a amené à apporter plusieurs modifications à cette procédure, décrites dans la section 5.1.

La procédure a été appliquée afin d'extraire les quatre classes recherchées, tout d'abord à l'image en amplitude (section 5.2), puis en intégrant les produits interférométriques, c'est-à-dire l'image de cohérence et le gradient des hauteurs (section 5.3). Enfin, la section 5.4 discute des résultats obtenus ainsi que de l'apport des produits interférométriques.

### 5.1 Développement de la procédure

La figure 5.1 présente l'organigramme de la procédure développée pour l'identification des occupations du sol. Dans un premier temps l'image en amplitude est rééchantillonnée pour faciliter les opérations subséquentes. Par la suite, une série de sites d'entraînement par classe est définie sur l'image. L'histogramme des sites d'entraînement est partitionné pour chaque classe et les seuils établis pour l'ensemble des classes servent à créer des « masques ». Les caractéristiques des masques dans le voisinage immédiat de chaque pixel servent comme intrants pour l'algorithme de classification MSV. Après application de ce classificateur, le résultat est soumis à un filtre post-classification pour éliminer certaines erreurs de classification.

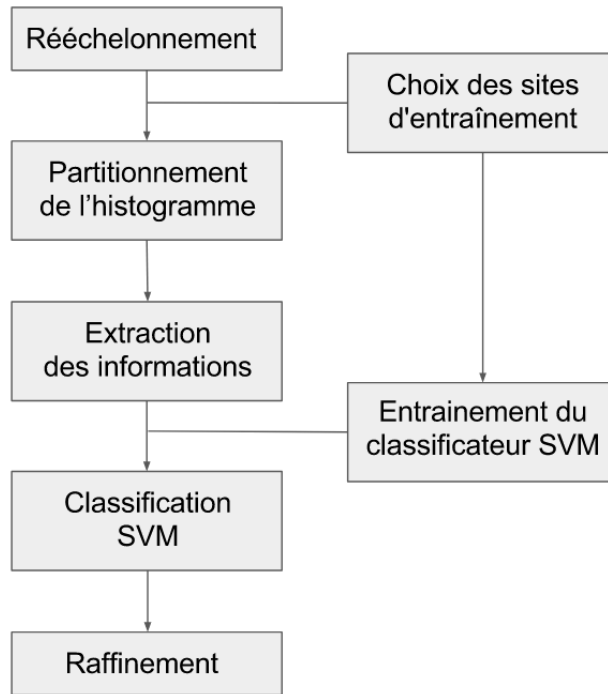


Figure 5.1 : Procédure de classification

### 5.1.1 Rééchantonnage

L'image en amplitude est rééchantonnée linéairement (8 bits) en prenant soin d'éliminer les valeurs extrêmes de l'histogramme qui sont, le plus souvent, aberrantes dans le cas des images radar. Ainsi les valeurs inférieures au 5<sup>e</sup> percentile et supérieures au 90<sup>e</sup> percentile sont saturées.

### 5.1.2 Choix des sites d'entraînement

Les sites d'entraînement sont choisis par l'utilisateur. Pour chaque classe, ces derniers doivent contenir au moins une centaine de pixels bien distribués sur l'image afin de bien « capter » les variations intra-classe.

### 5.1.3 Partitionnement et segmentation

L'hypothèse de base est que les différentes régions d'une même classe contiennent des groupes de pixels contigus (objets) présentant certaines similarités qui sont spécifiques à la classe. Ces objets diffèrent d'une classe à l'autre par leur intensité, leur taille relative ainsi que leur fréquence d'occurrence. Ce sont ces caractéristiques qui sont utilisées par la suite pour la classification.

Pour localiser ces différents objets dans l'image tout en tenant compte des caractéristiques spécifiques de chacune de classes recherchées, le partitionnement s'effectue en deux étapes : 1) Définition d'un vecteur contenant les seuils de partitionnement de l'histogramme par classe; et 2) Définition d'un vecteur de seuils de partitionnement de l'image par concaténation des vecteurs précédents. Bien que ces étapes s'inspirent de la méthode de partitionnement de Aytekin *et al.* (2013), plusieurs modifications ont été apportées. Ces étapes sont présentées par la suite avec un exemple tiré de notre application.

### 5.1.3.1 Définition des vecteurs par classe

Un premier paramètre  $n_c$  est introduit pour connaître le nombre de parties de l'histogramme de chaque classe. Ces derniers sont divisés de telle sorte que chaque partie, pour un même histogramme, contient le même nombre de pixels, ceci afin de ne pas avoir la quasi-totalité des pixels dans une seule partie. Le nombre total de parties contenues dans la partition dépend donc de ce paramètre  $n_c$  et du nombre de classes. Si ces derniers augmentent, le nombre total de parties augmente également et de manière exponentiel. Contrairement à la méthode de Aytekin *et al.* (2013), pour limiter le nombre de partie et que ces dernières conservent une signification physique, seules la première et la dernière parties de chaque classe sont conservées. Selon nous les objets créés à partir de cette partition reflètent mieux les caractéristiques de leur classe.

Le tableau 5.1 fournit un exemple avec une image rééchantillonnée en 8 bits, nos quatre classes d'occupations du sol et un paramètre  $n_c = 4$ .

Tableau 5.1 : Exemple de partitionnement de l'histogramme de chaque classe

Vecteur résidentiel	Vecteur industriel	Vecteur végétation	Vecteur eau
[0, 36, 156, 255]	[0, 17, 146, 255]	[0, 21, 79, 255]	[0, 0, 0, 255]

### 5.1.3.2 Concaténation des différents vecteurs

Les vecteurs de chaque classe sont concaténés, puis les valeurs sont ordonnées afin d'obtenir les parties de la partition finale de l'image. Avec notre exemple, nous obtenons ainsi :

Vecteur global : [0, 0, 0, 0, 0, 0, 17, 21, 36, 79, 146, 156, 255, 255, 255, 255]

Les valeurs similaires sont ensuite éliminées, ce qui donne avec notre exemple précédent :

Vecteur global : [0, 17, 21, 36, 79, 146, 156, 255]

Afin d'éviter les parties redondantes, nous pouvons fusionner les parties séparées de moins d'un certain pourcentage  $X\%$ . En prenant par exemple un  $X\% = 15\%$ , notre exemple devient :

Vecteur global : [0, 17, 21, 36, 79, 146, 255]

Enfin, pour éviter qu'un objet trop présent dans la classe masque les autres objets caractéristiques de la classe, les parties d'une largeur supérieure à  $256/m$  sont scindées. Ce dernier paramètre est utilisé différemment dans la méthode de Aytekin *et al.* (2013). En considérant un  $m = 3$ , nous obtenons finalement pour notre exemple :

Vecteur global : [0, 17, 21, 36, 79, 146, 201, 255]

#### 5.1.4 Extraction des traits caractéristiques

Une fois l'image segmentée en objets selon le vecteur global, chaque pixel est traité indépendamment afin d'établir ses traits caractéristiques, appelés primitives locales. Comme pour l'étude de Aytekin *et al.* (2013), deux sources d'information sont utilisées pour extraire ces primitives locales : la texture (notamment le niveau de réponse en intensité et le contraste) et la disposition des différents objets entre eux (notamment leur taille et leur fréquence d'occurrence).

**Texture.** Pour les primitives locales issues de la première source d'information, un voisinage circulaire de rayon  $r$  du pixel est considéré, et le nombre de pixels de chaque partie à l'intérieur de ce voisinage est relevé. Le paramètre  $r$  doit être fixé avec attention. S'il est trop petit, de petits objets sans importance vont être soulignés et les objets importants vont être fragmentés. A contrario, si  $r$  est trop grand, les objets distants vont être fusionnés, créant ainsi des confusions entre les classes.

**Disposition des objets.** Pour les primitives locales issues de la deuxième source d'information, nous avons adopté une méthode de calcul légèrement différente de celle utilisée dans l'étude de Aytekin *et al.* (2013). Cette dernière consiste à relever la distance du pixel considéré au barycentre du groupe de pixels le plus proche pour chaque partie, en se



limitant à un voisinage circulaire de rayon  $R = \pi * r^2$ . Si l'une des parties n'est pas présente à l'intérieur de ce voisinage, la distance est fixée au maximum R. Les principaux défauts de cette information sont que (i) elle dépend beaucoup de la place du pixel à l'intérieur de l'objet et (ii) elle se base sur l'hypothèse d'une forme circulaire des objets. Par exemple, si les objets sont allongés (e.g. routes, rangées de bâtiments), la distance entre le barycentre d'un objet et ses extrémités est grande alors que ces objets peuvent être très rapprochés, ou si les objets ont une forme concave, le barycentre n'appartient pas à l'objet, et est éloigné de tous les pixels de cet objet. Pour remédier à ses défauts, ce n'est plus le barycentre qui est considéré mais le (ou les) pixel(s) obtenu(s) après érosion de l'objet, et la même distance est relevée pour tous les pixels d'un même objet pour la partie contenant ce dernier. La figure 5.2 illustre cette méthode de calcul. On note deux cas généraux:

- Si le pixel appartient à un objet de la partie considérée, la valeur relevée est le "rayon" de l'objet (d1 et d2 dans notre schéma).
- Si le pixel n'appartient pas à un objet de la partie considérée, la valeur relevée est la distance de ce pixel au pixel le plus proche obtenu après érosion des objets (d3 et d4).

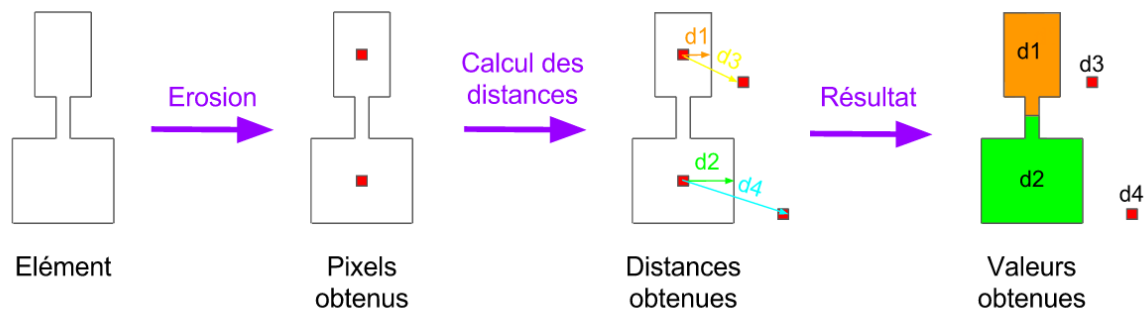


Figure 5.2 : Illustration de la méthode de calcul du deuxième trait caractéristique

### 5.1.5 Classification MSV

La première étape de la classification est l'apprentissage à partir des sites d'entraînement. Les primitives locales des pixels des sites d'entraînement sont introduites dans un algorithme de type MSV afin de définir dans l'espace de représentation les limites du domaine de chaque classe. Dans notre cas, nous avons utilisé l'algorithme MSV proposé par Christianini et Shawe-Taylor (2000). Cet algorithme permet ensuite de prédire la classe de chaque pixel de l'image.

### 5.1.6 Filtre post-classification

Une fois l'étape de classification effectuée, il est possible de raffiner nos résultats en utilisant des contraintes sur la taille et la forme des quartiers. Par exemple, il serait aberrant de trouver quelques pixels, classifiés en tant que résidentiel, isolés au milieu d'une zone industrielle ou de végétation, alors que des pixels industriels peuvent être esseulés au milieu d'une zone de végétation, et représenter uniquement un bâtiment. Dans le contexte de Montréal où les affectations des sols sont bien circonscrites, la forme des zones formées par les pixels d'une même classe doit être compacte (i.e. un rapport fort du nombre de pixel compris dans la zone d'intérêt sur le nombre de pixel bordant cette zone). Par nos connaissances à priori sur le milieu à l'étude, nous pouvons donc imposer des conditions de reclassification de certains pixels.

## 5.2 Application de la procédure

### 5.2.1 Tests préliminaires

Plusieurs tests préliminaires ont été effectués pour fixer les divers paramètres de partitionnement et d'extraction des primitives locales. Pour ce faire, la procédure a été appliquée en faisant varier dans un premier temps les paramètres de partitionnement et dans un deuxième temps le paramètre d'extraction des traits caractéristiques. L'impact de ces différents paramètres a été évalué par comparaison de la classification obtenue avec notre carte de vérité terrain. Cette dernière provient du portail de données de la Communauté Métropolitaine de Montréal (CMM) (source : <http://cmm.qc.ca/donnees-et-territoire/observatoire-grand-montreal/produits-cartographiques/donnees-georeferences/>).

La performance de la procédure a été calculée par deux métriques :

- Exactitude : nombre de pixels correctement classifiés dans une classe sur le nombre réel de pixels appartenant à cette classe.
- Taux d'erreur : nombre de pixels d'une classe qui sont mal classifiés sur le nombre total de pixels classifiés dans cette classe.

#### 5.2.1.1 Impact des paramètres de partitionnement

Plusieurs tests ont été effectués en faisant varier les paramètres  $m$  et  $n_c$ , en prenant des pixels bien réparti sur l'ensemble de l'image pour chaque site d'entraînement, et en considérant uniquement la primitive locale texture de l'image en amplitude. Les tableaux 5.2

et 5.3 récapitulent les résultats de ces tests. Nous constatons que plus  $n_c$  est grand, plus les pixels ont tendance à être classés en tant que zone industrielle ou végétale. A l'inverse, plus  $m$  est grand, plus les pixels ont tendance à être classés en tant que zone résidentielle. Les meilleurs résultats se situent entre les valeurs  $n_c = 3$  et  $n_c = 10$ , et  $m = 3$  et  $m = 8$ . A l'intérieur de ces plages de valeurs, les résultats globaux sont respectivement très similaires. Nous constatons aussi que le paramètre  $n_c$  modifie peu les résultats globaux (moins de 2%) pour une très large plage de valeurs (entre 3 et 40). Notre méthode de partitionnement est donc robuste. Pour ce qui a trait au paramètre  $m$ , nous constatons que sa valeur n'a pas beaucoup d'influence sur les résultats. Ceci peut s'expliquer par la bonne répartition des valeurs des pixels sur toute leur étendue. Lorsque cette condition n'est pas respectée, le paramètre  $m$  peut devenir un paramètre très utile, c'est pourquoi il doit être considéré ( $m$  différent de 1).

**Tableau 5.2 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier le paramètre  $n$  de la partition de l'histogramme**

		<b>n (pour m=1)</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>7</b>	<b>10</b>	<b>20</b>	<b>40</b>
Exactitude	Résidentiel		<b>82.07</b>	79.53	77.16	78.59	79.34	77.05	<b>74.64</b>
	Industriel		<b>63.22</b>	68.65	<b>71.46</b>	70.42	68.94	67.82	70.39
	Végétation		<b>68.39</b>	70.19	73.04	72.35	71.97	73.41	<b>76.09</b>
	Eau		<b>96.91</b>	97.20	97.48	98.03	<b>98.63</b>	98.47	97.88
Erreur	Résidentiel		<b>17.18</b>	15.50	13.40	14.09	15.01	15.17	<b>12.61</b>
	Industriel		30.87	32.47	33.69	32.57	<b>29.67</b>	30.07	<b>33.79</b>
	Végétation		46.06	<b>42.96</b>	44.06	44.16	47.84	<b>52.50</b>	50.64
	Eau		<b>12.65</b>	8.64	7.97	<b>6.32</b>	7.52	6.77	7.32
Exactitude totale			75.19	<b>75.74</b>	75.67	75.68	75.67	74.52	<b>74.30</b>
Erreur totale			24.81	<b>24.26</b>	24.33	24.32	24.33	25.48	<b>25.70</b>

**Tableau 5.3 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier le paramètre  $m$  de la partition de l'histogramme**

		<b>m (pour n=4)</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>5</b>	<b>8</b>	<b>12</b>
Exactitude	Résidentiel		<b>79.53</b>	81.95	80.62	81.97	<b>84.32</b>
	Industriel		68.65	67.10	69.64	<b>69.75</b>	<b>48.32</b>
	Végétation		70.19	<b>71.17</b>	67.32	57.59	<b>56.84</b>
	Eau		97.20	97.33	97.28	<b>98.00</b>	<b>41.22</b>
Erreur	Résidentiel		15.50	16.05	<b>15.40</b>	17.74	<b>25.25</b>
	Industriel		32.47	<b>29.73</b>	30.28	32.60	<b>38.40</b>
	Végétation		42.96	42.40	45.69	<b>36.58</b>	<b>51.81</b>
	Eau		8.64	8.87	4.57	<b>3.07</b>	<b>12.90</b>
Exactitude totale			75.74	<b>76.67</b>	76.35	76.12	<b>68.40</b>
Erreur totale			24.26	<b>23.33</b>	23.65	23.88	<b>31.60</b>

A la vue des résultats des tests, nous avons choisi de considérer les valeurs  $m = 3$ ,  $n_c = 4$  et  $X = 15\%$ . Cette dernière valeur a été définie de façon intuitive grâce à sa signification et est plutôt robuste.

### 5.2.1.2 Impacts du paramètre d'extraction des primitives locales

Plusieurs tests ont été effectués en faisant varier le paramètre  $r$ , en prenant des pixels bien répartis sur l'ensemble de l'image pour chaque site d'entraînement. Le tableau 5.4 récapitule le résultat de ces tests. Nous constatons que plus la fenêtre est grande, plus les pixels ont tendance à être classés en tant que zone résidentielle ou plans d'eau. Les meilleurs résultats se situent entre les valeurs  $r = 18$  et  $r = 100$ . A l'intérieur de cette plage de valeurs, les résultats globaux sont très similaires.

**Tableau 5.4 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier la taille de la fenêtre pour l'extraction de la texture**

	<b>r</b>	<b>12</b>	<b>18</b>	<b>25</b>	<b>37</b>	<b>62</b>	<b>100</b>	<b>150</b>	<b>250</b>
Exactitude	Résidentiel	80.06	78.93	81.95	78.49	<b>78.71</b>	79.69	80.13	<b>82.66</b>
	Industriel	68.58	72.17	67.10	71.93	<b>73.75</b>	71.44	68.19	<b>61.65</b>
	Végétation	65.77	67.40	71.17	<b>71.73</b>	70.61	67.40	62.54	<b>57.44</b>
	Eau	<b>96.60</b>	96.74	97.33	98.16	99.35	99.59	99.79	<b>99.89</b>
Erreur	Résidentiel	15.75	<b>13.73</b>	16.05	14.83	15.79	18.48	21.12	<b>23.98</b>
	Industriel	32.62	<b>33.02</b>	29.73	31.72	30.66	29.30	<b>29.28</b>	29.86
	Végétation	<b>44.27</b>	42.53	42.40	40.94	37.27	36.39	37.09	<b>32.85</b>
	Eau	9.10	11.09	8.87	9.08	<b>5.61</b>	6.83	8.81	<b>15.01</b>
	Exactitude totale	75.53	76.23	<b>76.67</b>	76.42	76.55	76.51	75.21	<b>73.97</b>
	Erreur totale	24.47	23.77	<b>23.33</b>	23.58	23.45	23.49	24.79	<b>26.03</b>

A la vue des résultats, nous avons choisi de considérer la valeur  $r = 25$ . Notre image ayant une résolution de 2 mètres, le voisinage considéré est donc un disque de rayon de 50 mètres.

### 5.2.1.3 Nombre de parties retenues par primitive

Tenant compte des paramètres de partitionnement retenus, nous avons obtenu 7 parties (voir l'exemple de la section 5.1.3). De plus, nous avons retenu deux types d'information par partie, donc nous avons un total de 14 primitives locales par pixel. Cependant un test de corrélation (figure 5.3) a montré que les primitives locales issues de la

disposition des objets sont fortement corrélées. C'est pourquoi seules la première et la dernière partie sont retenues pour cette source d'information.

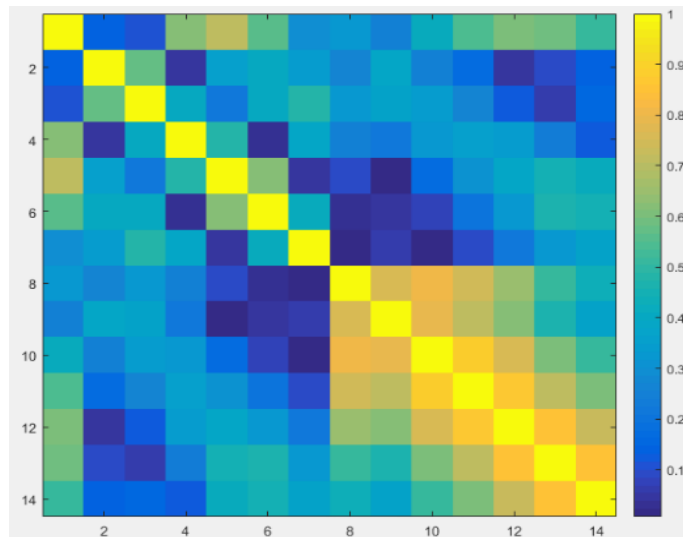


Figure 5.3 : Matrice de corrélation des primitives locales

## 5.2.2 Classification finale

### 5.2.2.1 Les primitives locales

La figure 5.4 montre les 9 primitives locales pour chaque classe (moyennées entre tous les pixels des sites d'entraînement).

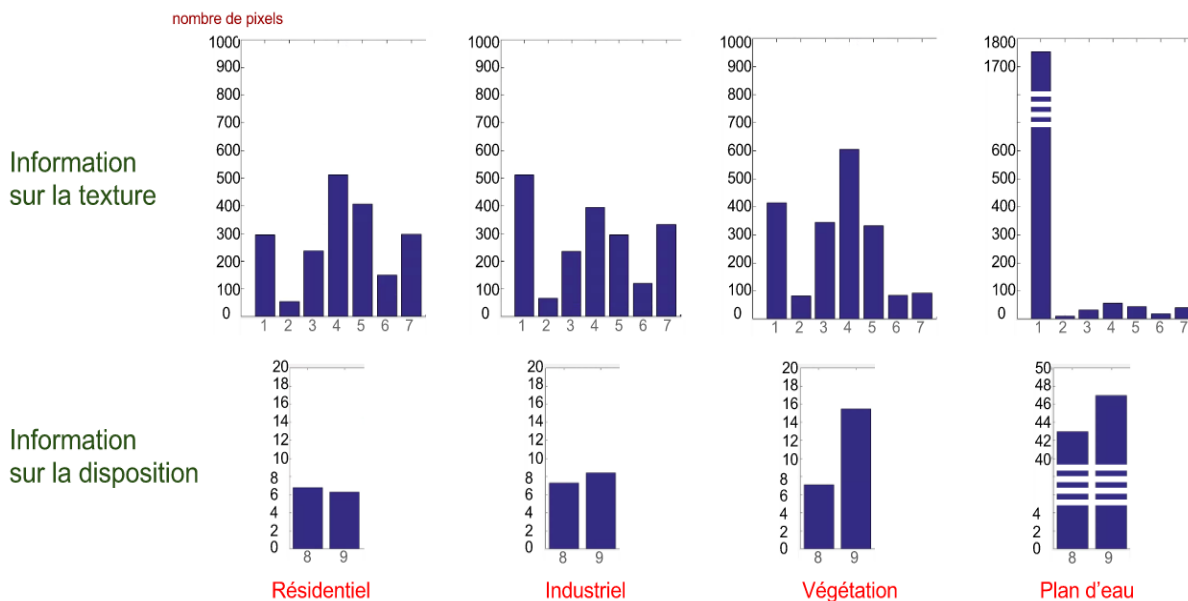


Figure 5.4 : Forme des primitives locales pour chaque type d'information et chaque classe

Concernant les informations sur la texture, on peut déjà constater que l'eau se distingue fortement des trois autres classes. L'eau est généralement une surface lisse et entraîne donc une réflexion spéculaire de rétrodiffusion presque nulle. Ainsi, la très grande majorité des pixels se situent dans la première partie. Les zones résidentielles et industrielles possèdent de nombreux réflecteurs en coin, ce qui entraînent un fort retour vers le capteur et donc de nombreux pixels brillants (dernière partie). La végétation en revanche entraîne une réflexion plus diffuse. Ainsi, les zones résidentielles et industrielles possèdent beaucoup plus de pixels dans les deux dernières parties que la végétation. Les zones industrielles présentent de larges zones d'ombre, ainsi que des routes plus larges, et donc un plus grand nombre de pixels dans la première partie (pixels les plus sombres) que les zones résidentielles.

Pour les informations sur la disposition des objets, on s'intéresse donc à la taille et la fréquence d'occurrence des objets de la première et dernière partie (pour rappel, un objet correspond aux pixels connectés d'une même partie). Tout d'abord, les plans d'eau contiennent presque uniquement des pixels sombres. Les objets de la première partie sont donc très grands, et ceux de la dernière (pixels brillants) très éloignés, d'où des valeurs élevées pour ces primitives. La végétation dispose également d'une valeur importante dans la deuxième partie, ceci est dû au fait qu'elle possède peu de pixels très brillants (donc éloignés entre eux). La distinction entre les zones résidentielles et industrielles est principalement due à la deuxième partie. En effet, les zones industrielles ont des zones de recouvrement (pixels très brillants) plus importantes et plus espacées que les zones résidentielles. Ainsi, leur valeur dans la deuxième partie est plus grande.

### **5.2.2.2 La post-classification**

Après l'étape de classification par le classificateur MSV, un filtrage post-classification a été appliqué. Pour ce dernier nous avons considéré les contraintes suivantes quant à la taille et la compacité de chaque groupe de pixels contigu de la même classe :

- Résidentiel : aire > 40 000 m<sup>2</sup> et compacité > 15
- Autres classes : aire > 5 000 m<sup>2</sup> et compacité > 5

Ces seuils ont été établis grâce à la connaissance "a priori" de notre environnement, Les zones ne respectant pas ces seuils sont supprimées et l'appartenance des pixels est remplacée par la zone la plus proche en distance.

Les plans d'eau sont des zones possédant des valeurs en intensité uniformes. Ainsi, l'application d'un filtre de détection de bord de Canny permet de détecter avec précision les contours de ces zones. Les zones délimitées par le filtre possédant au moins un quart de leurs pixels classifiés dans la catégorie plan d'eau sont considérées comme appartenant entièrement à cette classe. Ce dernier seuil a été fixé empiriquement.

Les résultats de classification de l'image en amplitude sont analysés plus loin (section 5.4)

## 5.3 Intégration de l'information interférométrique

### 5.3.1 Adaptation de la procédure

Pour améliorer notre méthode de classification, nous avons tenté d'ajouter des primitives locales issues d'informations supplémentaires indépendamment sur la cohérence et sur les variations de hauteur. Ces informations ont été extraites respectivement à partir de l'image de cohérence et du MNS. Pour ajouter ces primitives locales, nous avons utilisé la même méthode que celle développée pour obtenir les primitives locales issues de la texture de l'image en amplitude, avec un paramètre d'extraction des primitives locales différent. Ces nouveaux paramètres sont nommés respectivement  $r_2$  et  $r_3$ . Les images issues des produits interférométriques étant plus bruitées que l'image en amplitude, seules la première partie et la dernière partie ont été retenues pour ces sources d'informations.

### 5.3.2 Tests préliminaires de la nouvelle procédure

Plusieurs tests ont été effectués en faisant varier les paramètres  $r_2$  et  $r_3$ , et en prenant des pixels bien répartis sur l'ensemble de l'image pour chaque site d'entraînement. Les deux types de primitives locales ont été testées séparément l'une de l'autre, mais en considérant toutes les primitives locales calculées à partir de l'image en amplitude. Les tableaux 5.5 et 5.6 récapitulent les résultats de ces tests. Nous constatons que les petites fenêtres sur l'image de cohérence ( $r_2$  faible) privilégient la classe résidentielle. Les résultats globaux sont très similaires sur une très grande plage de valeur de  $r_2 = 12$  à  $r_2 = 400$ . Pour ce qui a trait au paramètre  $r_3$ , nous observons que les petites fenêtres privilégient la classe industrielle, et les grandes fenêtres privilégient les classes végétation et plan d'eau. Les meilleurs résultats globaux sont pour les valeurs  $r_3 = 37$  et  $r_3 = 62$ .

Tableau 5.5 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier la taille de la fenêtre sur l'image de cohérence pour l'extraction de la texture

	r2	12	18	25	37	62	100	150	250	400	625
Exactitude	Résidentiel	<b>88.95</b>	87.10	88.83	86.41	86.74	86.24	86.35	88.49	86.41	<b>85.76</b>
	Industriel	<b>69.66</b>	72.73	71.39	73.35	72.55	<b>73.39</b>	73.34	69.86	71.68	70.67
	Végétation	<b>69.12</b>	71.40	71.87	76.13	<b>76.18</b>	74.56	73.98	73.73	74.83	75.05
	Eau	98.23	<b>98.03</b>	98.33	98.55	99.05	99.05	99.03	<b>99.33</b>	99.00	99.18
Erreur	Résidentiel	<b>16.47</b>	14.81	15.43	<b>13.57</b>	13.99	14.38	14.85	16.41	15.36	15.57
	Industriel	21.35	<b>23.57</b>	20.68	22.87	21.94	22.66	22.60	<b>20.20</b>	22.99	23.32
	Végétation	31.27	<b>30.23</b>	30.67	33.52	<b>34.40</b>	32.43	30.97	30.41	31.22	33.81
	Eau	3.66	4.20	3.55	<b>2.81</b>	3.54	4.67	5.00	5.14	4.82	<b>6.81</b>
	Exactitude totale	81.08	81.29	<b>81.86</b>	81.63	81.57	81.40	81.39	81.42	80.98	<b>80.34</b>
	Erreur totale	18.92	18.71	<b>18.14</b>	18.37	18.43	18.60	18.61	18.58	19.02	<b>19.66</b>

Tableau 5.6 : Calcul de la performance de la classification en faisant varier la taille de la fenêtre sur le gradient du MNS pour l'extraction de la texture

	r3	25	37	62	100	150
Exactitude	Résidentiel	<b>80.65</b>	86.84	<b>91.82</b>	84.70	85.78
	Industriel	<b>77.11</b>	70.44	<b>66.68</b>	69.52	69.40
	Végétation	<b>44.67</b>	<b>71.01</b>	59.33	69.00	69.45
	Eau	<b>97.88</b>	98.07	98.16	98.43	<b>98.60</b>
Erreur	Résidentiel	15.35	<b>15.28</b>	<b>19.00</b>	16.13	15.31
	Industriel	<b>34.83</b>	23.74	<b>19.25</b>	25.45	24.10
	Végétation	34.59	35.16	<b>28.73</b>	39.72	<b>41.02</b>
	Eau	<b>3.35</b>	4.08	3.97	4.16	<b>5.78</b>
	Exactitude totale	<b>76.39</b>	80.38	<b>80.65</b>	78.93	79.13
	Erreur totale	<b>23.61</b>	19.62	<b>19.35</b>	21.07	20.87

A la vue des résultats, nous avons choisi de considérer la valeur  $r_2 = 25$  et  $r_3 = 37$ . Nos images sont redimensionnées à la résolution de l'image en amplitude, c'est-à-dire 2 mètres, le voisinage considéré pour l'image de cohérence est donc un disque de rayon 50 mètres et un disque de rayon 64 mètres pour le gradient du MNS.

### 5.3.3 Les primitives locales suite à la nouvelle procédure

La figure 5.5 montre les primitives locales respectivement sur la cohérence et sur les variations de hauteur pour chaque classe (moyennées entre tous les pixels des sites d'entraînement). Nous constatons que la cohérence sépare les classes en trois grands



types : les classes peu cohérentes, lesquels ont une large majorité de pixels dans la première partie (plans d'eau et végétation), la classe avec une cohérence intermédiaire (zones résidentielles), et la classe très cohérente, laquelle à une majorité de pixels dans la dernière partie (zones industrielles). La faible cohérence de classes plans d'eau et végétation, est principalement due à leur faible cohérence temporelle causée par leur mouvement (courant, vent, etc...). Au contraire, l'absence de forte cohérence de la classe résidentielle est principalement due à sa faible cohérence spatiale. Les larges bâtiments industriels possèdent quant à eux une bonne cohérence spatiale et temporelle. Au contraire, le gradient de hauteur est assez similaire pour les différentes classes. Quelques nuances sont tout de même observables, les zones végétales et les plans d'eau possèdent les plus fortes et les plus faibles variations de hauteur, et les zones résidentielles ont tendance à posséder des variations plus faibles que les zones industrielles.

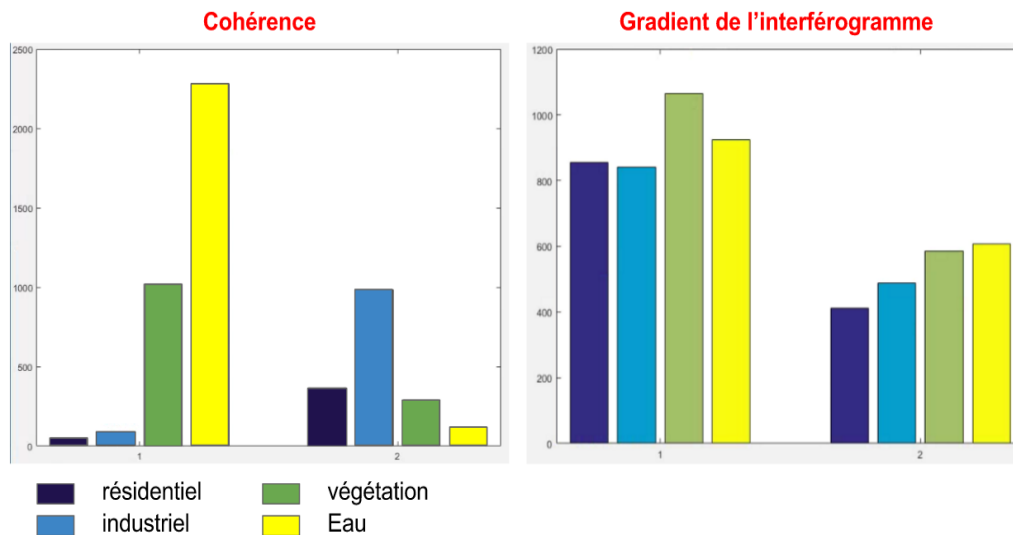


Figure 5.5 : Forme des primitives locales pour chaque type d'information et chaque classe

## 5.4 Évaluation et discussion

### 5.4.1 Evaluation des résultats

La procédure de classification a été appliquée dans un premier temps sur l'image en amplitude et dans un deuxième temps en introduisant l'information provenant de l'interférométrie. Comme précédemment, la performance de la procédure a été évaluée par les deux mêmes métriques.

Le tableau 5.7 présente les résultats obtenus de l'application de la procédure sur l'image en amplitude. Nous observons que les performances sont très variables en fonction des classes. L'eau est très bien classifiée avec un faible taux d'erreur (5%). Elle est suivie de la classe résidentielle avec un taux d'erreur d'environ 15%. Les zones industrielles et végétales se confondent souvent, ce qui explique leur taux d'erreur élevé (plus de 25%). Globalement, l'exactitude de la classification est proche du seuil demandé pour les cartes thématiques de 80%.

**Tableau 5.7 : Résultat de la classification de l'image en amplitude**

	Classe	Résultat
Exactitude	Résidentiel	<b>83.01</b>
	Industriel	<b>70.35</b>
	Végétation	<b>73.80</b>
	Eau	<b>97.44</b>
Erreur	Résidentiel	<b>14.75</b>
	Industriel	<b>27.39</b>
	Végétation	<b>39.49</b>
	Eau	<b>5.41</b>
	Exactitude totale	<b>78.55</b>
	Erreur totale	<b>21.45</b>

Les tableaux 5.8 et 5.9 comparent les résultats obtenus sans et avec l'apport de la cohérence et du gradient du MNS. Nous constatons que la cohérence a permis d'améliorer l'exactitude de toutes les classes, sauf pour la classe végétation qui perd 2%. Toutefois, le taux d'erreur de cette dernière a beaucoup diminué (9%). Le taux d'erreur des zones industrielles a également fortement diminué (7%). Seul le taux d'erreur des zones résidentielles a augmenté, mais d'une valeur inférieure à 1%. Au final, la cohérence a permis d'améliorer notre classification de plus de 3%. Quant au gradient, nous constatons que cette information entraîne exactement les mêmes changements que l'information sur la cohérence, en moins intense. La précision des zones résidentielles a augmenté de 4%, contre 6% avec la cohérence. Et le taux d'erreur des classes zones industrielles et végétales ont diminué de 4%, contre respectivement 7 et 9%. Au final, le gradient a permis d'améliorer notre classification de presque 2%. Il est à noter que les deux types d'informations (cohérence et variation de hauteur) ont également été testés simultanément, mais les résultats obtenus ne sont pas meilleurs que les résultats avec simplement l'emploi de la cohérence.

**Tableau 5.8 : Apport de la cohérence sur la classification**

	<b>Cohérence</b>	<b>Sans</b>	<b>Avec</b>
Exactitude	Résidentiel	83.01	88.83
	Industriel	70.35	71.39
	Végétation	73.80	71.87
	Eau	97.44	98.33
Erreur	Résidentiel	14.75	15.43
	Industriel	27.39	20.68
	Végétation	39.49	30.67
	Eau	5.41	3.55
	Exactitude totale	78.55	81.86
	Erreur totale	21.45	18.14

**Tableau 5.9 : Apport du gradient du MNS sur la classification**

	<b>Gradient du MNS</b>	<b>Sans</b>	<b>Avec</b>
Exactitude	Résidentiel	83.01	86.84
	Industriel	70.35	70.44
	Végétation	73.80	71.01
	Eau	97.44	98.07
Erreur	Résidentiel	14.75	15.28
	Industriel	27.39	23.74
	Végétation	39.49	35.16
	Eau	5.41	04.08
	Exactitude totale	78.55	80.38
	Erreur totale	21.45	19.62

Les résultats obtenus démontrent que la cohérence apporte une information plus pertinente que les variations de hauteur pour améliorer la classification. Ainsi cette information a permis d'améliorer de plus de 3% nos résultats globaux tout en gardant un temps de calcul raisonnable (ajout d'uniquement deux entrées à notre algorithme MSV).

#### **5.4.2 Critique des différentes étapes de la procédure**

Notre procédure repose principalement sur la méthode de partitionnement de l'histogramme et le choix des informations extraites. Si les choix adoptés sont inappropriés, le résultat de la classification sera affecté. L'étape de raffinement a également un impact non négligeable sur la classification.

### 5.4.2.1 Partitionnement de l'histogramme

Nous avons comparé les résultats obtenus par notre méthode de partitionnement à ceux obtenus par (i) une méthode de partitionnement simple où les histogrammes sont divisés en parties d'égale étendue et par (ii) la méthode de Aytekin *et al.* (2013), en prenant des pixels bien réparti sur l'ensemble de l'image pour chaque site d'entraînement, et en considérant comme information uniquement les primitives locales issues de la texture de l'image en amplitude. Le tableau 5.10 présente les résultats obtenus. Nous observons que l'exactitude de classification avec notre méthode de partitionnement est, dans la majorité des cas, équivalente ou supérieure aux autres classifications. Par rapport à la méthode de Aytekin *et al.* (2013), une amélioration substantielle est obtenue pour la classe eau. Quant au taux d'erreur, notre méthode génère un pourcentage d'erreur équivalent ou inférieur aux autres méthodes. Une amélioration importante est observable pour la classe végétation.

Tableau 5.10 : Résultats de la classification dus à différents partitionnements de l'histogramme

	Partition	Egale	Aytekin	Adoptée ici
Exactitude	Résidentiel	82.17	<b>82.96</b>	<b>81.95</b>
	Industriel	<b>59.32</b>	66.78	<b>67.10</b>
	Végétation	<b>74.05</b>	<b>66.86</b>	71.17
	Eau	97.31	<b>26.74</b>	<b>97.33</b>
Erreur	Résidentiel	16.14	<b>16.78</b>	<b>16.05</b>
	Industriel	<b>29.41</b>	<b>31.29</b>	29.73
	Végétation	<b>51.91</b>	50.36	<b>42.40</b>
	Eau	<b>14.67</b>	12.37	<b>8.87</b>
	Exactitude totale	74.61	<b>74.05</b>	<b>76.67</b>
	Erreur totale	25.39	<b>25.95</b>	<b>23.33</b>

### 5.4.2.2 Primitives locales

Nous avons également comparé les résultats obtenus par nos primitives locales aux résultats obtenus par (i) des primitives locales issues des statistiques du second ordre (ici nous avons considéré : la moyenne, l'écart-type, le contraste, la corrélation, l'entropie, le moment angulaire, la dissymétrie et l'homogénéité) et par (ii) les primitives locales utilisées dans l'étude de Aytekin *et al.* (2013), avec notre méthode de partitionnement. À des fins de comparaison, toutes les parties de l'histogramme ont été retenues et pas uniquement la première et la dernière (section 5.2.1.3). Les mêmes sites d'entraînement que précédemment ont été utilisés et une taille de fenêtre de rayon  $r = 25$  a été considérée. Le tableau 5.11 présente les résultats obtenus. Nous observons que les informations extraites selon notre

méthode améliorent l'exactitude par rapport aux autres méthodes sauf pour la classe végétation. Quant au taux d'erreur, notre méthode aboutit à des taux équivalents ou inférieurs par rapport aux autres méthodes. Globalement les deux métriques ont été améliorées. A noter que la bonification vis-à-vis des primitives utilisées dans l'étude de Aytekin *et al.* (2013), est légère (0,5%), ce qui est un résultat attendu dans la mesure où les informations extraites sont quasiment similaires.

**Tableau 5.11 : Résultats de la classification dus aux différentes primitives locales**

	Informations	Dérivée 2nde	Aytekin	Adoptée ici
Exactitude	Résidentiel	81.66	85.53	84.99
	Industriel	70.46	67.88	72.52
	Végétation	71.10	71.78	65.15
	Eau	97.35	97.57	97.59
Erreur	Résidentiel	13.79	15.62	15.70
	Industriel	30.47	25.86	26.13
	Végétation	41.91	39.11	35.67
	Eau	4.81	4.36	2.45
	Exactitude totale	77.07	78.42	78.91
	Erreur totale	22.93	21.58	21.09

#### 5.4.2.3 Filtrage post-classification

Enfin, nous avons comparé les résultats obtenus sans et avec le filtrage post-classification. Le tableau 5.12 présente les résultats obtenus. Nous observons que le filtrage a amélioré le résultat de toutes les classes en termes d'exactitude et taux d'erreur. Cette amélioration est significative particulièrement pour les classes industrielle et végétation.

**Tableau 5.12 : Apport du filtrage post-classification sur la classification**

	Raffinement	Sans	Avec
Exactitude	Résidentiel	81.48	83.01
	Industriel	58.83	70.35
	Végétation	63.50	73.80
	Eau	92.95	97.44
Erreur	Résidentiel	20.34	14.75
	Industriel	32.69	27.39
	Végétation	49.80	39.49
	Eau	7.08	5.41
	Précision totale	72.82	78.55
	Erreur totale	27.18	21.45

### 5.4.3 Illustrations des différentes erreurs

La figure 5.6 illustre les différentes zones mal classifiées par l'application de la procédure sur l'image en amplitude. Nous pouvons constater qu'une grande proportion des erreurs sont dues à des petits bâtiments industriels isolés ou de minuscules parcs, et aux frontières entre les différentes classes. Ces erreurs sont attribuables à l'utilisation d'une fenêtre pour l'extraction des primitives locales issues de la texture. Ces petits objets deviennent insignifiants comparés aux nombreux autres objets compris dans la fenêtre. Pour corriger ces erreurs, la solution consisterait à utiliser une taille de fenêtre plus petite. Toutefois, cette solution conduirait à de nombreux autres types d'erreurs.

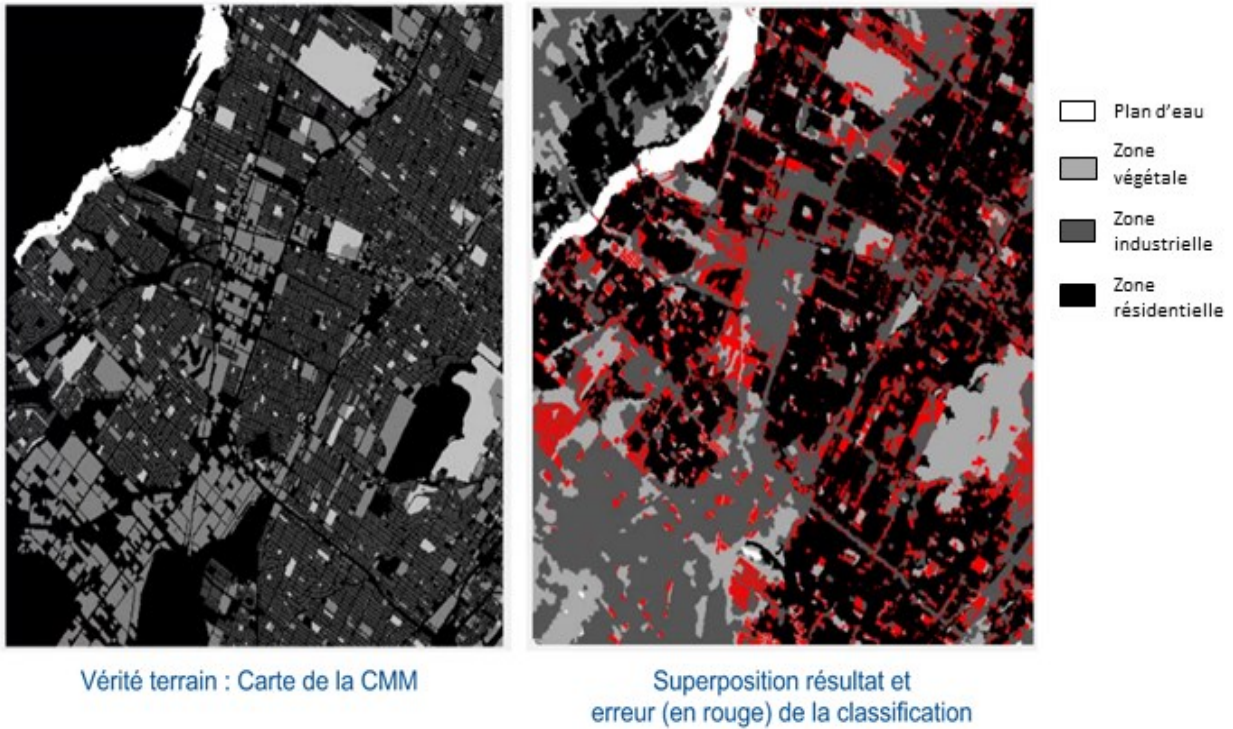
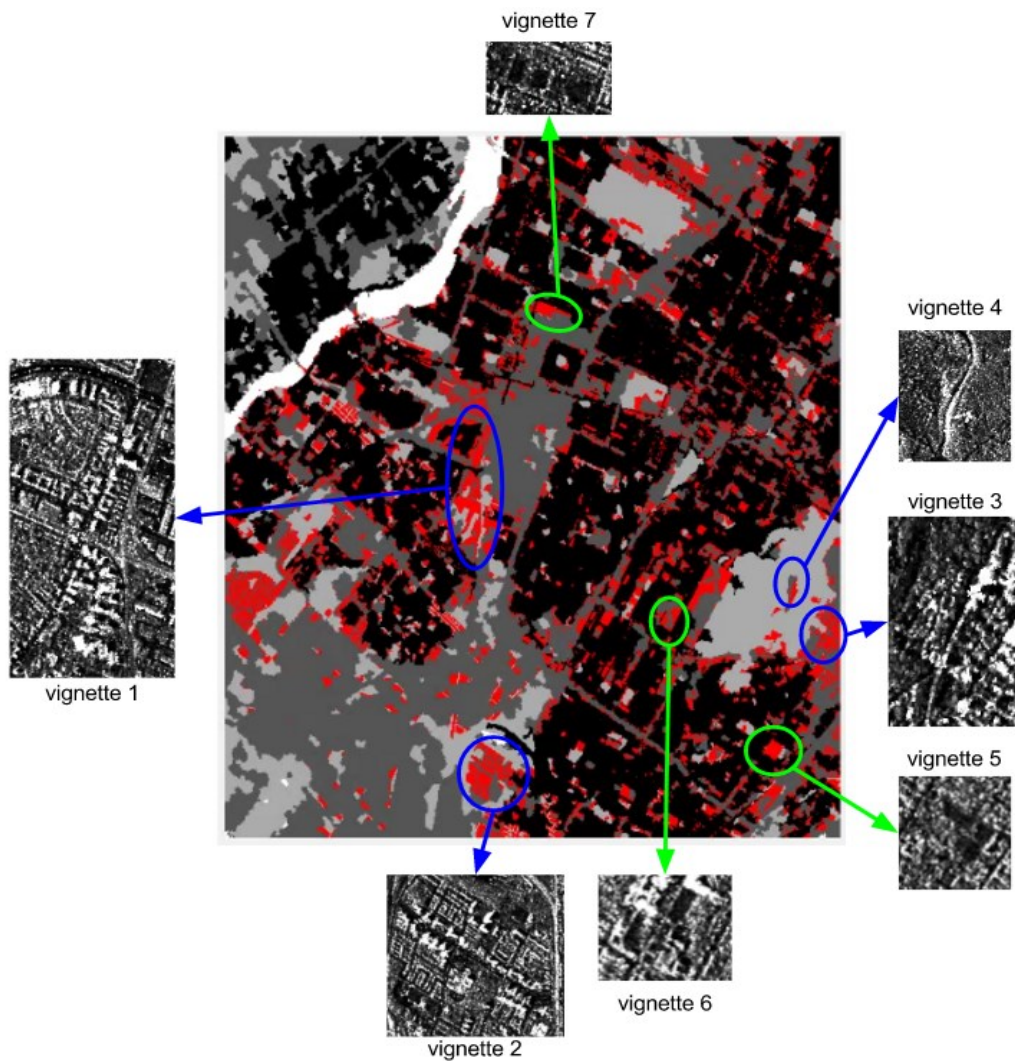


Figure 5.6 : Illustration des erreurs de classification

D'autres types d'erreurs peuvent également être observés, ils sont illustrés sur la figure 5.7. Nous pouvons observer que de nombreuses zones ont été classifiées en tant que zones industrielles (cercle bleu). Les vignettes 1 et 2 présentent des zones résidentielles composées, non pas de maisons, mais de grands immeubles résidentiels, lesquelles répondent identiquement que les bâtiments industriels. La vignette 3 présente une zone résidentielle entourée de bâtiments industriels très hauts, ce qui donne lieu à de fortes zones de recouvrement qui empiètent sur cette zone résidentielle, d'où la confusion. La vignette 4



présente une zone de végétation dont la pente est orientée perpendiculairement à l'axe de visée du capteur, ce qui provoque un fort retour et fait penser aux zones de recouvrement des zones industrielles. Les zones de végétation sont également sources de nombreuses erreurs (cercle vert). Les vignettes 5 et 6 illustrent le fait que les erreurs ne proviennent pas toujours du classificateur mais de la nature de la carte utilisée comme vérité terrain. Ici, le classificateur a raison car il y a effectivement des zones de végétation à ces endroits. Puisqu'elles font partie d'un terrain industriel, elles ne figurent pas sur la carte de la CMM. La vignette 7 représente des stades de baseball et football gazonnés, lesquels possèdent une texture identique aux zones de végétation. La même confusion existe avec les cimetières et les terrains de golf.



**Figure 5.7 : Illustrations des erreurs de classification de la procédure.**  
**Cercle bleu : zones classifiées "par erreur" en tant que zones industrielles.**  
**Cercle vert : zones classifiées "par erreur" en tant que végétation**

La figure 5.8 montre les modifications apportées à la classification par l'introduction de la cohérence. Nous constatons que son apport principal est de corriger les zones industrielles (cercle bleu) et végétales (cercle vert) mal classées en zones résidentielles.

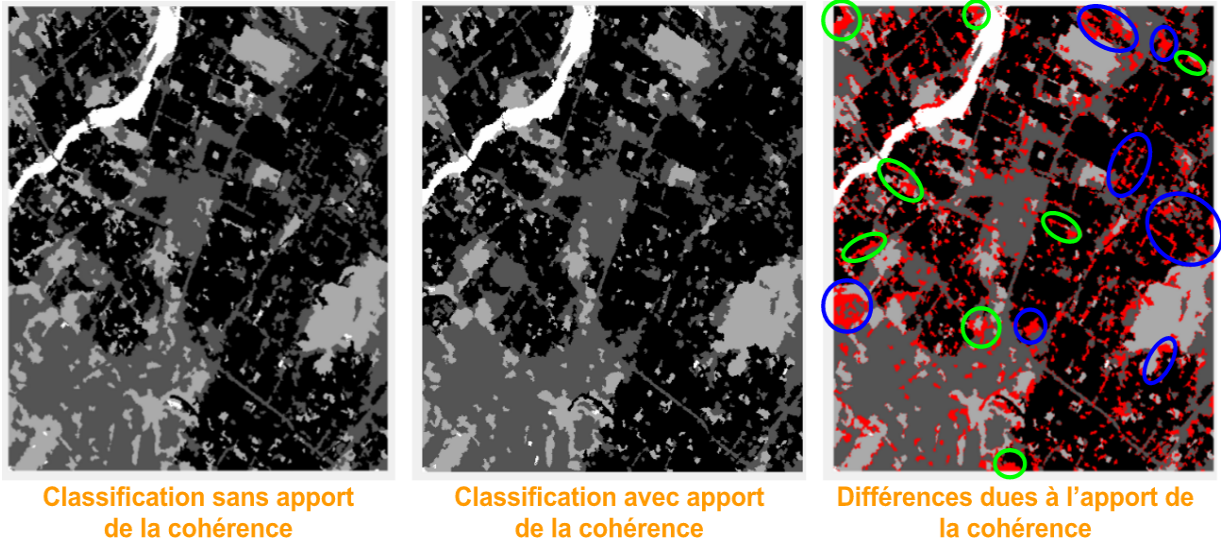


Figure 5.8 : Changements sur la classification dus à l'introduction de la cohérence

## 5.5 Conclusion partielle

Le tableau 5.13 résume les performances de notre méthode de classification. Cette dernière est semi-automatique, c'est-à-dire qu'elle requiert l'intervention de l'utilisateur. Toutefois, cette intervention est minime. L'utilisateur doit uniquement sélectionner quelques (au moins un) sites tests pour chaque classe. Ces sites tests ne doivent pas forcément représenter une grande étendue. Seul 0,1% des pixels de l'image (ce qui correspond à 36103 pixels dans notre cas) ont été sélectionnés pour obtenir les résultats présentés dans ce chapitre. L'utilisateur a également le choix du nombre et des classes qu'il souhaite intégrer dans sa classification. Par exemple, il peut choisir de faire la distinction entre les zones résidentielles et industrielles. Cependant, l'utilisateur ne doit pas oublier de considérer une classe présente sur son image radar, car tous les pixels de l'image sont répartis dans les différentes classes. A l'inverse, il lui est impossible de considérer une classe non présente sur son image radar. Le temps de calcul des algorithmes MSV augmente de façon exponentielle avec le nombre d'entrées. Toutefois, notre méthode de répartition de nos différents types d'informations est robuste et fournit un nombre relativement faible d'entrées quelques soit le nombre de classes considérées (ici 9 entrées).



Tableau 5.13 : Performances de la méthode de classification

	<b>Automatique</b>	<b>Temps de calcul pour un CPU de 2,8 Ghz</b>	<b>Nombre de paramètres à choisir par l'utilisateur</b>	<b>Entrées</b>
<b>Classification</b>	semi-automatique	environ 1 heure pour 35 millions de pixels	1 ou 2 (par classe pour l'étape de raffinement)	données satellites radar monopolarisées

Cette procédure, avec l'ajout de la cohérence, fournit des images classifiées avec plus de 80% d'exactitude. Cette classification permet de situer le contexte de l'image et peut être mise à profit pour aider à l'extraction d'autres types d'informations morphologiques (e.g. réseau routier). De plus, les résultats peuvent encore être améliorés en optimisant les paramètres de notre classificateur MSV, aspect qui a été négligé dans cette recherche.

## Chapitre 6 : Réseau routier

La majorité des techniques de détection des linéaments, présentées au chapitre 3, sont sensibles au bruit (très présent en imagerie radar) ou ne sont pas applicables en imagerie satellitaire. C'est pourquoi nous avons décidé d'appliquer une technique se basant sur des algorithmes de chemin le plus court (CPC), comme dans l'article de Vincent (1998). Cette technique se décompose en deux grandes étapes : la première est une étape de filtrage, et la seconde une étape de tracking. Le principe du filtrage est de créer une nouvelle image à partir d'une transformation de l'image originale pour accentuer ou supprimer un trait de caractère présent dans cette dernière. Dans le cas de l'article de Vincent (1998), la transformation utilise un algorithme CPC. Elle consiste à sommer de haut en bas, et parallèlement de bas en haut, les pixels de chaque ligne avec les pixels de valeur minimale connectés à ces derniers sur la ligne suivante. Les deux images résultantes de cette transformation sont sommées pour former l'image filtrée. Cette dernière met en évidence les chemins les plus sombres se trouvant sur l'image originale. L'étape de tracking est ensuite peu complexe dans le cas de l'article de Vincent (1998) et est également réalisée à partir d'un algorithme CPC. Le principe du tracking est de suivre l'évolution d'un objet, d'une personne ou d'un comportement à partir d'une première donnée connue. Ainsi, les pixels de chaque ligne de l'image filtrée sont sommés avec les pixels de valeur minimale connectés à ces derniers sur la ligne suivante. Et le chemin possédant la plus petite somme à la fin de l'image filtrée est extrait. Cette technique a été appliquée sur des données sonar pour délimiter une crête isolée. L'expérimentation sur des données radar pour extraire un réseau routier dense et dont les routes s'entrecroisent nous a conduit à entreprendre une nouvelle approche d'application de ces algorithmes, décrites dans la section 6.1.

La section 6.2 présente en détails la procédure développée suivant les principes de la section 6.1. Il s'ensuit des conclusions et une discussion sur notre approche (section 6.3). La dernière section de chapitre (section 6.4) décrit nos expériences avec l'introduction des produits interférométriques.

### 6.1 Principes des algorithmes CPC retenus

En imagerie radar, les routes sont identifiables grâce à leur caractère très sombre et homogène (mêmes caractéristiques que les plans d'eau), et à leur forme rectiligne. Toutefois, ces routes possèdent des largeurs et des orientations différentes, et elles sont bruitées et

régulièrement entrecoupées par des zones de recouvrement (zones très brillantes), ce qui complique leur détection. L'algorithme CPC à l'avantage d'être robuste à ces différents phénomènes. Cependant, ce dernier doit être revisité pour s'adapter au mieux au contexte d'extraction du réseau routier en milieu urbain. Ces adaptations sont décrites dans les paragraphes suivants.

### 6.1.1 Filtrage

L'algorithme a été créé pour mettre en évidence des chemins traversant l'image de part et d'autre. Afin de détecter les routes de petites longueurs, le filtre sera donc appliqué par bloc d'environ quelques centaines de mètres.

De plus, l'algorithme CPC dédié au filtrage de l'image a été construit pour détecter uniquement les chemins de faible intensité. Or, les routes ont la particularité d'être également homogènes, ce qui permet notamment de ne pas les confondre avec les zones végétales. Un deuxième algorithme CPC sera donc appliqué en parallèle. Ce dernier sera adapté pour détecter uniquement les chemins de faible écart-type.

### 6.1.2 Segmentation

La partie tracking de l'algorithme de Vincent (1998) a été conçue pour extraire un unique chemin. Or les milieux urbains possèdent de nombreuses routes. Ainsi, l'algorithme CPC dédié à l'extraction sera modifié pour extraire tous les chemins inférieurs à un seuil et distants d'un autre seuil.

### 6.1.3 Raffinement

La performance des algorithmes CPC souffre au niveau de la détection des extrémités des routes (la valeur d'un pixel dépend de celles des pixels précédents et suivants). Pour corriger ce défaut, nous aurions pu nous concentrer sur une méthode s'appuyant sur les champs de Markov. Mais pour une question de rapidité d'exécution, nous utiliserons une nouvelle fois une méthode basée sur un algorithme CPC. Ce dernier sera également un algorithme de tracking appliqué uniquement aux extrémités de routes, et avec des critères d'arrêt (jonction de route ou longueur trop importante).

## 6.2 Description de la procédure développée

La figure 6.1 montre l'organigramme de la procédure développée pour l'extraction du réseau routier. Tout d'abord, les plans d'eau ont été masqués en mettant à profit les résultats de la classification (chapitre 5). Notre méthode consiste ensuite à classer les routes en deux grands types : celles orientées à +/- 45° de la verticale et celles orientées à +/- 45° de l'horizontale. Les mêmes opérations ont été effectuées pour extraire ces deux types de routes, mais l'image a été pivotée de 90 degrés pour extraire les routes horizontales. En premier lieu, un filtrage a été appliqué afin de faire ressortir les routes sur l'image. Pour se faire, notre algorithme s'appuie sur le caractère rectiligne (chemin qui parcourt l'image), sombre (la somme des pixels d'une route est minimale) et homogène (la déviation standard des pixels d'une route est minimale) des routes, et sur deux algorithmes CPC appliqués parallèlement. Les résultats de ces algorithmes ont été fusionnés pour fournir l'image filtrée. La segmentation se compose ensuite d' (i) une égalisation des moyennes de l'histogramme par petits blocs pour se prémunir des inhomogénéités d'intensité, (ii) un seuillage de l'image filtrée pour détecter la présence de routes et (iii) une méthode de tracking reposant sur un algorithme CPC (extraction des chemins les plus sombres). Par la suite, le résultat des routes verticales et horizontales a été conjointement utilisé. Un dernier algorithme CPC avec une fenêtre adaptative a été appliqué pour raccorder les routes entre elles. Et des seuils ont été établis pour supprimer les extensions de route.

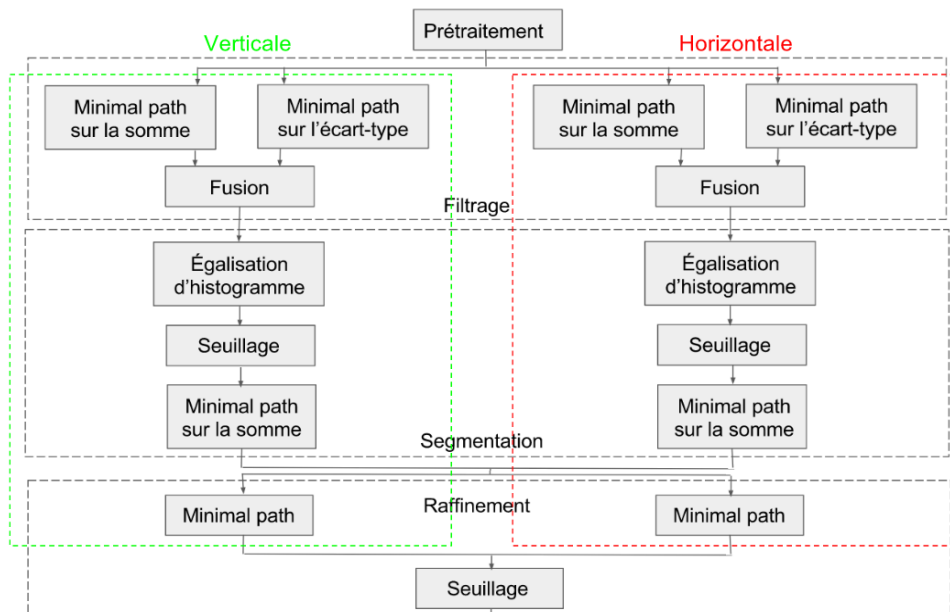


Figure 6.1 : Procédure d'extraction du réseau routier

## 6.2.1 Prétraitements

Les mêmes prétraitements (rééchelonnement avec saturation des valeurs les plus basses et les plus fortes) que pour la procédure de classification (section 5.1.1) ont été effectués. De plus, la valeur maximale de 255 a été attribuée aux pixels correspondant aux plans d'eau sur la classification. Ceci afin de les ignorer lors de l'exécution de notre procédure.

Ensuite, l'image radar a été découpée en blocs de  $2 \times 2 \text{ km}^2$  avec chevauchements pour (i) lutter contre les inhomogénéités d'intensité entre les différents quartiers et (ii) pour limiter l'utilisation de la mémoire de l'ordinateur.

## 6.2.2 Filtrage

Comme vu précédemment (section 6.1.1), deux algorithmes CPC ont été appliqués :

- Un premier algorithme pour trouver les chemins les plus sombres. Dans ce cas, les pixels subissent ligne par ligne la transformation suivante (pour la ligne  $i+1$ ) :

$$v_{i+1j} = v_{i+1j} + \min(v_{ij-1}, v_{ij}, v_{ij+1}) \text{ avec } v_{ij} \text{ la valeur du pixel } (i, j) \quad (6.1)$$

À noter que la fonction *min* correspond au choix de trois chemins possibles.

- Un deuxième algorithme pour trouver les chemins les plus homogènes. Dans ce cas, les pixels subissent ligne par ligne la transformation suivante :

$$v_{i+1j} = \min(\text{std}(A_{ij-1}, v_{i+1j}), \text{std}(A_{ij}, v_{i+1j}), \text{std}(A_{ij+1}, v_{i+1j})) \quad (6.2)$$

avec  $A_{ij}$  le vecteur des  $v_{ij}$  rencontrées au cours du chemin suivi

$$\text{et } \text{std}(v_{1k}, v_{2k}, \dots, v_{i+1j}) = \sqrt{\frac{1}{i+1} (\sum_{n=1}^{i+1} v_{nk}^2) - (\frac{1}{i+1} \sum_{n=1}^{i+1} v_{nk})^2} \quad (6.3)$$

Ces deux algorithmes ont été appliqués parallèlement et deux fois chacun sur l'image originale. Une première fois de haut en bas (ordre croissant des lignes), et une seconde de bas en haut. Les deux images résultantes de cette double application ont été sommées, ce qui permet d'obtenir des valeurs de pixel comparable sur toute l'image, et non pas uniquement sur une même ligne.

Ensuite, les images résultantes de ces deux algorithmes ont été (i) normalisés (pour revenir à des valeurs comprises entre 0 et 255), (ii) ramenés à une moyenne et un écart type communs (permet que les algorithmes aient une influence identique dans le résultat final) et (iii) moyennés pour obtenir l'image filtrée finale.

Comme vu précédemment (section 6.1.1), ce filtre a été appliqué par tronçons de longueur  $d$ . Ce paramètre  $d$  doit être assez petit pour détecter les routes ne traversant pas entièrement l'image et détecter notamment leurs extrémités. Cependant,  $d$  doit également être assez grand pour que le filtrage soit efficace (robuste au bruit et aux zones de recouvrement qui chevauchent les routes) et ainsi détecter un minimum de faux positifs. Empiriquement, nous avons choisi la valeur  $d = 200m$ . De plus, les tronçons des blocs se chevauchent d'une longueur  $r$ , ceci afin de (i) faciliter la jonction des routes entre les blocs voisins et (ii) tronquer les bords des blocs filtrés, car le deuxième algorithme CPC (qui minimise l'écart type) n'est pas stabilisé et présente donc un biais. Afin de choisir le nombre de lignes à tronquer, nous avons pris 30 (loi des grands nombres) séries de 100 nombres répartis aléatoirement entre 0 et 255, auxquelles nous avons appliqué le deuxième algorithme CPC. La figure 6.2 montre la moyenne des résultats obtenus. Nous pouvons observer qu'un nombre de 15 lignes (= 30m) à tronquer est nécessaire pour éviter ce biais.

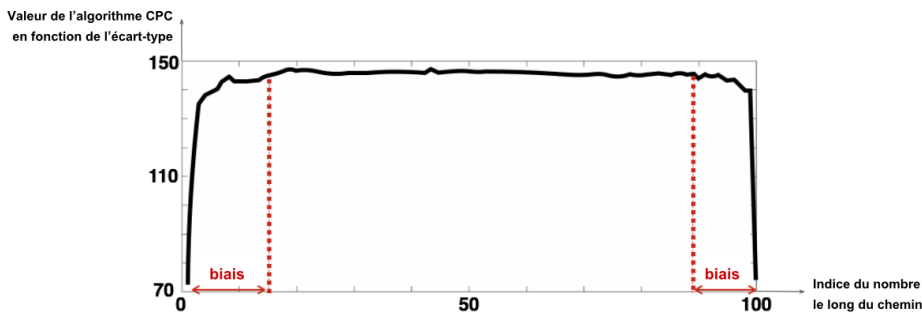


Figure 6.2 : Visualisation du biais présent dans l'algorithme CPC en fonction de l'écart-type

### 6.2.3 Segmentation

Après le filtrage de l'image, le réseau routier apparaît sombre comparé aux objets aux alentours. Toutefois, la valeur moyenne des pixels peut varier entre les quartiers (dus à leur orientation, leur forme, leur densité). Une égalisation locale de la moyenne des histogrammes a donc été appliquée sur chaque bloc. Une première segmentation grossière (des routes verticales et horizontales séparément) a ensuite été effectuée avec un seuil au 25<sup>e</sup> percentile. Les pixels ne remplissant pas ce critère ont pris la valeur maximale (ici 255). Puis, cette

segmentation a été affinée à l'aide d'un algorithme de tracking de type CPC. Celui-ci a également été appliqué par blocs, et permet d'extraire tous les chemins d'intensité moyenne inférieure à la moitié de la valeur maximale d'un pixel (ici 123), distants d'au moins 50 mètres (valeur basée sur la connaissance "a priori" du réseau routier) et longs d'au moins un bloc. La figure 6.3 illustre les résultats des trois étapes de la segmentation pour trois sites différents.

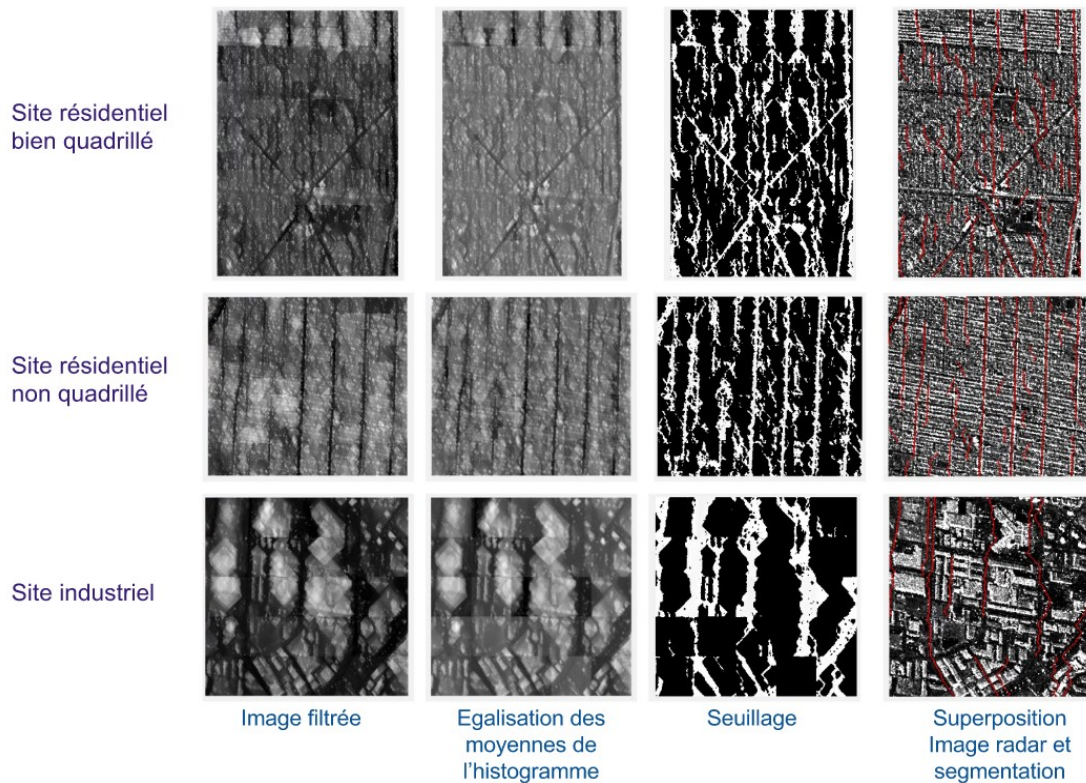


Figure 6.3 : Les étapes de la segmentation du réseau routier

A noter que les images des zones industrielles ont été réalisées à partir de blocs de longueur 400 mètres.

#### 6.2.4 Raffinement

Le principal défaut de l'algorithme CPC est qu'il ne permet pas de connaître précisément la fin et le début des routes. Ainsi, la plupart des routes ont été prolongées ou raccourcies. Afin de corriger ce défaut, nous avons établi un certain nombre de seuils basés sur la connaissance "a priori" du réseau routier. Pour appliquer ces seuils, nous avons considéré conjointement les deux images segmentées (celles des routes horizontales et celles des routes verticales). Dans un premier temps, nous avons fixé des seuils pour allonger les routes, et dans un deuxième temps pour les raccourcir.



### 6.2.4.1 Raccordement

Afin de raccorder les routes entre elles, nous avons établi une zone tampon autour des routes détectées à l'intérieur de laquelle les raccords peuvent être réalisés. Pour les routes verticales (horizontales), la zone tampon comprend (i) tous les pixels distants de moins de 20 mètres de ces routes, (ii) tous les pixels distants de moins de 40 mètres des routes horizontales (verticales), et (iii) tous les pixels appartenant au 25% pixels les plus sombre de l'image filtrée verticalement (horizontalement). Deux zones tampon ont donc été créées, l'une pour trouver les raccords verticaux, l'autre pour établir les raccords horizontaux. Un algorithme de tracking de type CPC a ensuite été appliqué pour trouver les plus courts chemins reliant les extrémités des routes au réseau routier déjà extrait, et remplissant les critères suivants :

- Être inférieurs à 150 mètres
- Passer uniquement par des pixels de la zone tampon
- Avoir une orientation n'excédant pas 39 degrés

La figure 6.4 illustre les différentes étapes et le résultat du raccordement pour trois sites différents.

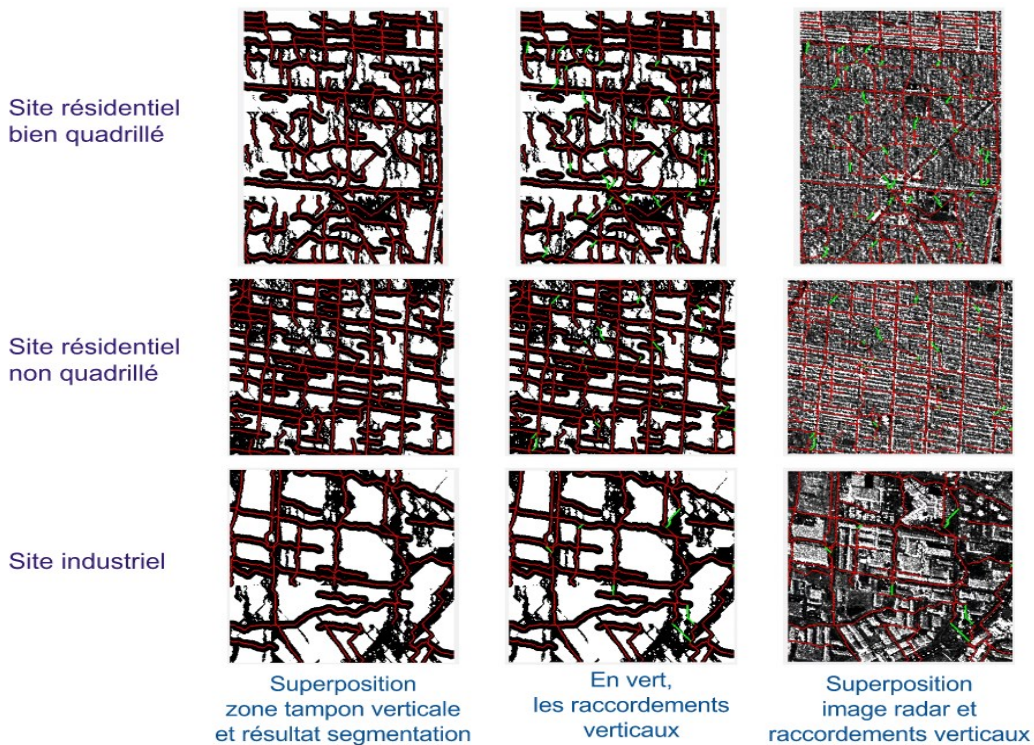


Figure 6.4 : Les étapes du raccordement du réseau routier



A noter que l'extraction des routes dans les zones industrielles a été réalisée à partir de blocs de longueur 400 mètres et des raccordements de longueur maximale égale à 300 mètres.

### 6.2.4.2 Raccourcissement

Toutes les impasses d'une longueur inférieure à 150 mètres ont été considérées comme des faux-positifs, et supprimées.

La figure 6.5 illustre les résultats des raccords et des raccourcissements de l'étape de raffinement pour trois sites différents.

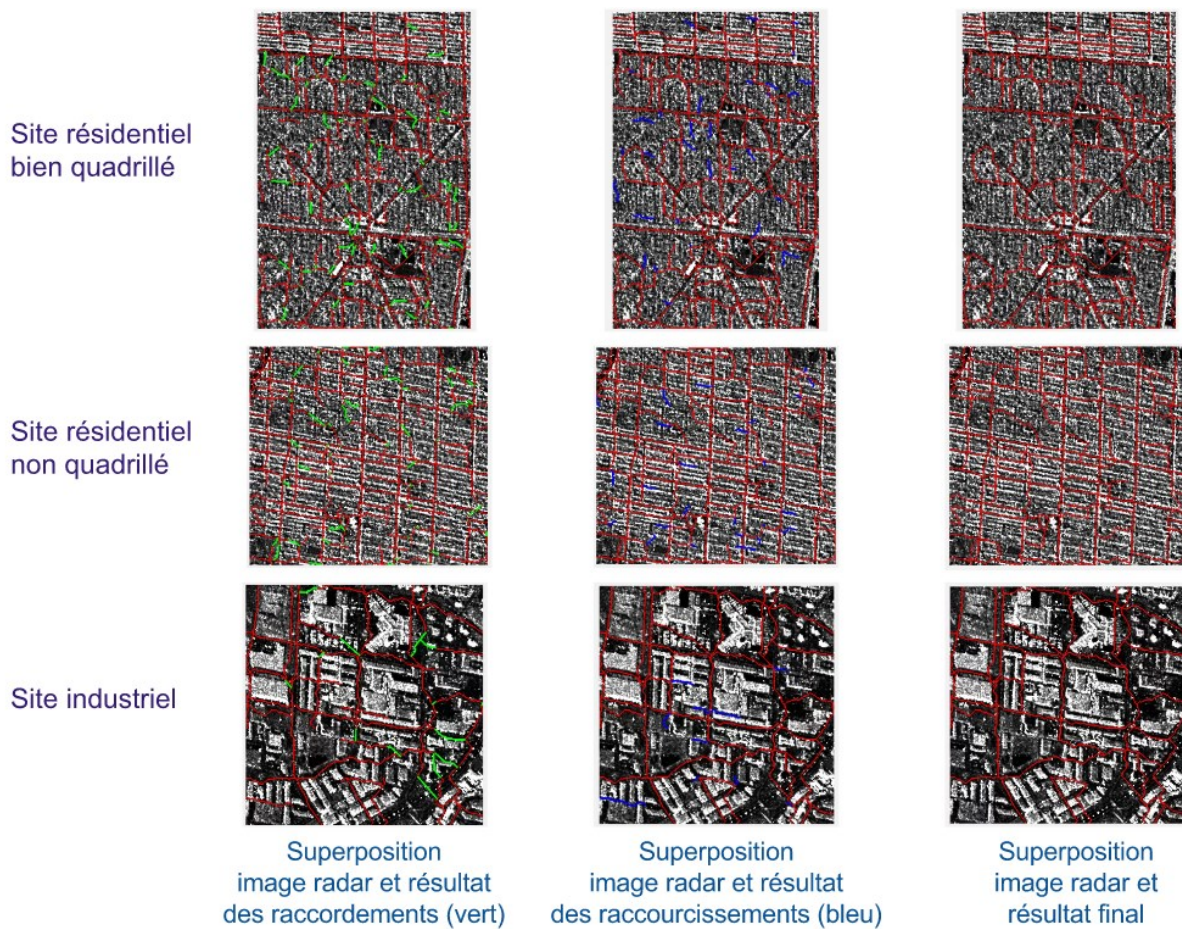


Figure 6.5 : Les étapes du raffinement du réseau routier

## 6.4 Résultats et discussion

### 6.4.1 Evaluation

L'algorithme d'extraction du réseau routier a été appliqué sur l'entièreté de notre image radar. De même que pour la classification, la performance de l'algorithme a été évaluée par comparaison avec notre carte de vérité terrain (celle de la CMM) et par deux métriques (les mêmes que pour la classification) :

- Sensibilité : nombre de pixels correctement détectés en tant que route sur le nombre réel de pixel appartenant au réseau routier.
- Taux d'erreur : nombre de pixels faussement détectés en tant que route sur le nombre total de pixels détectés en tant que route.

Le tableau 6.1 présente les résultats obtenus de l'application de la procédure sur trois zones tests (une zone résidentielle bien quadrillée, une zone résidentielle non quadrillée et une zone industrielle) et sur toute l'île de Montréal représentée sur notre image. Nous observons que seules 38% des routes sont détectées sur toute l'île de Montréal et une route sur deux (52%) trouvée par l'algorithme correspond en réalité à une fausse détection. Nous pouvons aussi constater que les performances sont très variables en fonction de la zone étudiée. Les routes sont plus facilement détectables sur les zones industrielles (62%), mais ces zones conduisent également à un grand nombre de faux-positifs (55%). Sur les zones résidentielles non quadrillées, les routes sont bien plus difficiles à détecter, seulement 35% des routes repérées. Enfin, le taux d'erreur le plus faible se situe sur les zones résidentielles quadrillées (35%).

**Tableau 6.1 : Résultat de l'algorithme d'extraction du réseau routier**

	Site résidentiel quadrillé	Site résidentiel non quadrillé	Site industriel	Toute l'image
Sensibilité	48.07	34.56	61.51	38.47
Erreur	35.03	41.77	55.31	52.29

## 6.4.2 Discussion générale

La figure 6.7 illustre les résultats obtenus sur les trois zones tests évaluées ci-dessus. Nous pouvons observer que de très nombreuses routes sont légèrement décalées par rapport à la vérité terrain (figure 6.7, cercle bleu). Pour se rendre compte de l'impact de ce phénomène, nous avons élargi de 10 mètres de chaque côté toutes les routes existantes sur l'île de Montréal. Le tableau 6.2 présente les résultats de ce test. Nous observons que 28% de nos routes considérées comme des faux-positifs sont en réalité décalées, ce qui représente 12% du réseau routier de l'île de Montréal.

**Tableau 6.2 : L'impact du phénomène de décalage des routes sur les résultats**

<b>Élargissement route</b>	<b>Sans</b>	<b>Avec</b>
Sensibilité	38.47	50.09
Erreur	52.29	37.88

Dans les zones résidentielles, notamment les quartiers unifamiliales avec des jardins, de nombreuses routes ne sont même pas visibles pour l'oeil humain. Ce phénomène est dû aux zones de recouvrement des bâtiments qui recouvrent les petites routes et/ou du bruit (figure 6.7, cercle orange). Et dans les zones industrielles, il y a de nombreux chemins privés, et il est presque impossible de distinguer la présence ou non de route entre les bâtiments relativement proches. En effet, les ombres de ces bâtiments industrielles recouvrent ces zones, et induisent également des faux-positifs par leurs caractéristiques (sombres et homogènes). Tous ces phénomènes diminuent nettement la sensibilité et augmentent le taux d'erreur. Pour se rendre compte de l'impact de ces phénomènes, nous avons demandé à cinq individus de retrouver les routes sur nos sites tests et nous avons évalué leurs résultats. La figure 6.6 compare les résultats obtenus par l'algorithme avec ceux perçus par l'être humain pour nos trois sites tests. Nous constatons que l'algorithme est aussi performant que l'œil humain pour les sites résidentiels. En revanche, il est en moyenne un peu moins performant que l'œil humain pour le site industriel, notamment en raison des grandes zones d'ombre formées par les bâtiments industriels. Nous remarquons également que les résultats sont beaucoup plus dispersés pour la zone industrielle que les zones résidentielles.

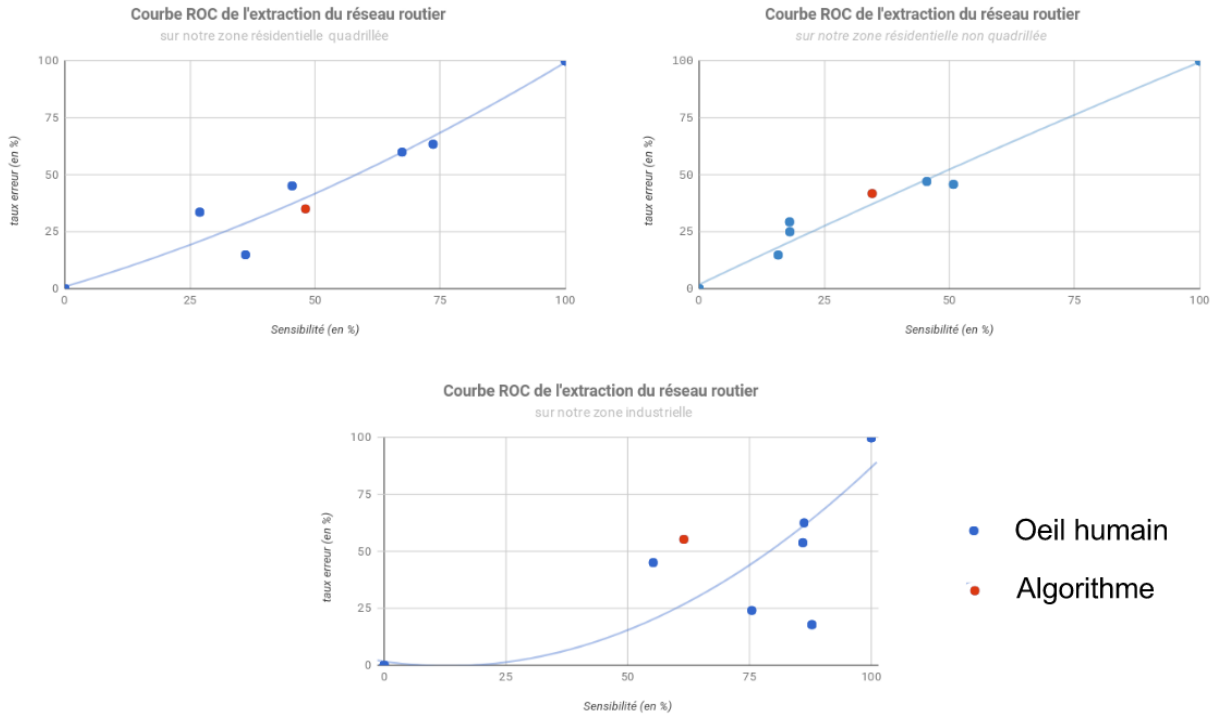
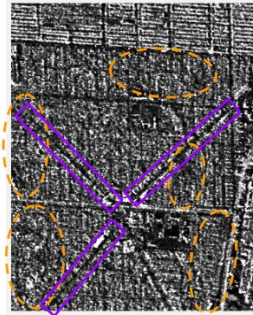
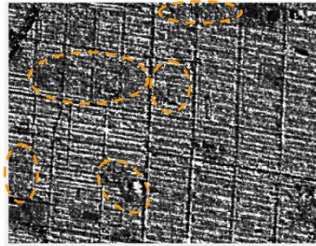


Figure 6.6 : Performance de l'algorithme par rapport à l'œil humain

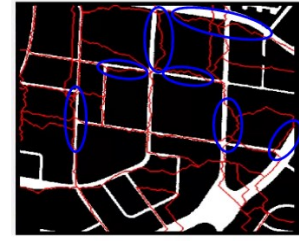
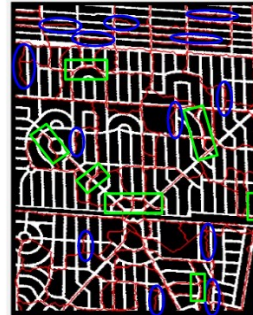
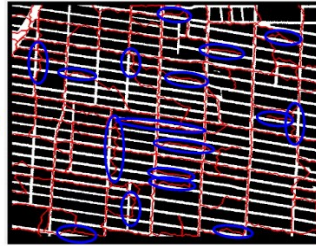
Puis, nous constatons que l'algorithme n'est pas perturbé par les courbures des routes (figure 6.7, rectangle vert). Mais, il est déficient pour la détection des routes orientées à approximativement  $45^\circ$  (figure 6.7, rectangle violet). Une solution consisterait à appliquer notre algorithme dans cette direction, ce qui implique un ré-échantillonnage de l'image après l'avoir pivotée de  $45^\circ$ . Toutefois, cette solution est très coûteuse en temps de calcul et concerne une très faible proportion du réseau routier, notamment pour les villes nord-américaines.



Image radar  
 Cercle orange : zone très  
 bruitée  
 Rectangle violet : route  
 orientée à environ 45°



Réseau routier  
 Cercle bleu : route décalée  
 Rectangle vert : route  
 courbée



Site résidentiel bien quadrillé

Site résidentiel non quadrillé

Site industriel

Figure 6.7 : Illustration des sources d'erreur et points positifs de l'algorithme d'extraction du réseau routier

Enfin, la figure 6.8 illustre la performance de l'algorithme sur les trois plus grandes zones de végétation présentes sur l'image. Contrairement aux plans d'eau, aucune contrainte n'a été imposée sur ces zones, et nous constatons que l'algorithme les contourne naturellement.

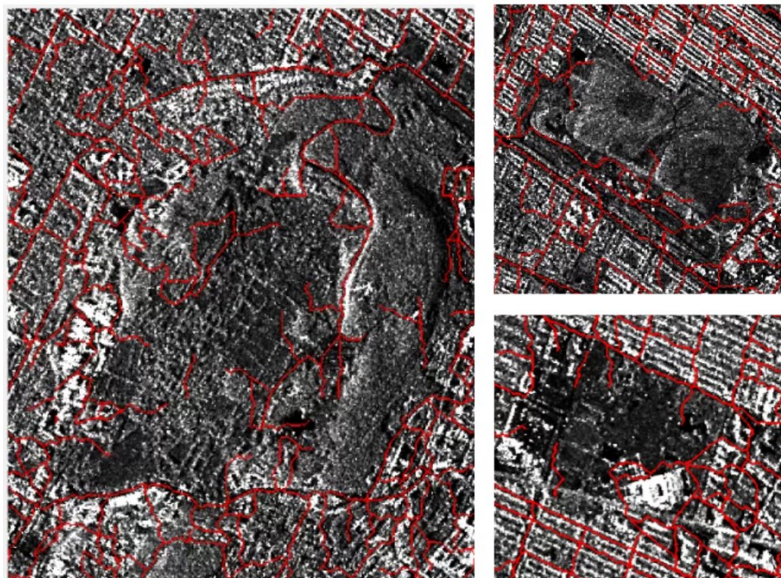


Figure 6.8 : Performance de l'algorithme d'extraction du réseau routier au niveau des zones de végétation

### 6.4.3 Conclusion partielle

Le tableau 6.3 résume les performances de notre méthode d'extraction du réseau routier.

Tableau 6.3 : Performances de la méthode d'extraction du réseau routier

	Automatique	Temps de calcul pour un CPU de 2,8 Ghz	Nombre de paramètres à choisir par l'utilisateur	Entrées
<i>Réseau routier</i>	Oui	environ 1 heure pour 35 millions de pixels	2 (taille des blocs $d$ + seuil pour l'étape de segmentation grossière) + 1 (taille maximale du raccordement pour l'étape de raffinement)	Une image satellite radar en amplitude

L'utilisation de filtres "minimal path" a permis de s'affranchir des problèmes liés à la largeur des routes et d'être robuste vis-à-vis de leur direction lorsque celles-ci n'avoisinent pas 45°. De plus, nous avons montré que les résultats fournis par cette méthode rivalisent avec ceux obtenus par un opérateur humain.

## 6.5 Intégration des produits interférométriques

La cohérence semble un peu plus élevée au niveau des routes que sur les zones végétales et plans d'eau et moins élevée qu'au niveau des bâtiments, et les variations des hauteurs devraient être plus faibles. Pour valider ces conjectures, nous avons extrait dans un premier vecteur les valeurs de la cohérence (respectivement du gradient du MNS) au niveau de ce réseau, et dans un deuxième vecteur ces mêmes valeurs pour tous les autres pixels correspondant à l'île de Montréal.

### 6.5.1 Approche graphique

La figure 6.9 montre les histogrammes de ces vecteurs. Nous constatons que les histogrammes ont une forme très semblable pour les valeurs de cohérence (respectivement de gradient) à un facteur près, dû au fait que le nombre de pixels diffère entre les deux vecteurs.

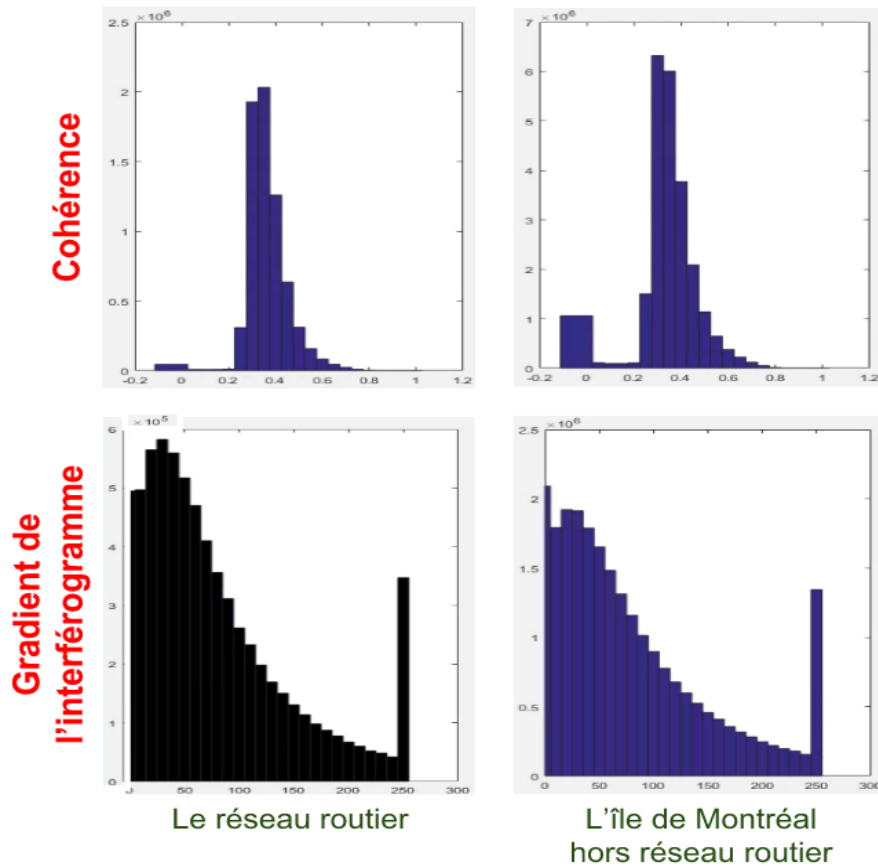


Figure 6.9 : Comparaison de la valeur des pixels selon leur appartenance au réseau routier

## 6.5.2 Approche statistique

Nous avons également calculé la moyenne et l'écart-type de nos deux vecteurs précédents pour la cohérence et le gradient du MNS. Voici les résultats obtenus :

- Moyenne de la cohérence sur les routes : 0,3649
- Moyenne de la cohérence sur l'île de Montréal : 0,3544
- Écart-type de la cohérence sur les routes : 0,0863
- Écart-type de la cohérence sur l'île de Montréal : 0,1186

$$\frac{|Moyenne\ cohérence\ route - Moyenne\ cohérence\ hors\ route|}{Écart - type\ cohérence} = 0,12 \ll 1$$

- Moyenne du gradient sur les routes : 79,6303
- Moyenne du gradient sur l'île de Montréal : 80,6950

- Écart-type du gradient sur les routes : 68,0183
- Écart-type du gradient sur l'île de Montréal : 70,6711

$$\frac{|Moyenne\ gradient\ route - Moyenne\ gradient\ hors\ route|}{Écart - type\ gradient} = 0,02 \ll 1$$

Nous constatons que les moyennes et les écart-types de nos deux vecteurs pour respectivement la cohérence et le gradient du MNS sont très proches. Nous remarquons également que les rapports de la différence des moyennes sur l'écart-type sont très inférieurs à 1.

### 6.5.3 Analyse des approches

Nos différentes approches montrent que les produits de l'interférométrie radar n'aident pas à la différenciation des routes vis-à-vis de leur environnement extérieur. Ces observations sont notamment la conséquence du faible signal sur bruit, de la présence de zones de recouvrement et d'ombre qui recouvrent les routes et de la faible résolution des produits interférométriques par rapport à la largeur des routes.



## Chapitre 7 : Emprise des bâtiments

Dans ce chapitre, nous nous concentrerons uniquement sur l'emprise des bâtiments industriels, la résolution des images à disposition ne permettant pas de distinguer le contour des bâtiments résidentiels. Ainsi, notre procédure d'extraction des emprises des bâtiments sera appliquée uniquement aux zones industrielles établies par la procédure de classification (chapitre 5). Pour ce faire, les zones non industrielles seront d'abord masquées, comme l'illustre la figure 7.1.

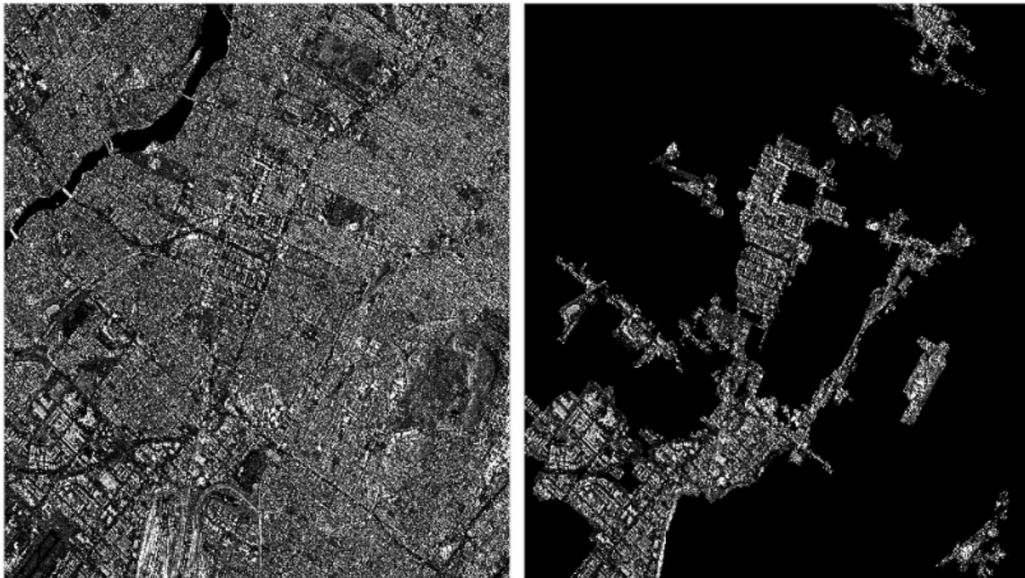


Figure 7.1 : Masquage des zones non industrielles

### 7.1 Chaîne de traitements

La figure 7.2 résume les différentes étapes de notre procédure. Notre algorithme de base s'inscrit dans la catégorie des algorithmes de reconstruction par détection de bords. Ces algorithmes utilisant de nombreux seuils, un prétraitement est nécessaire pour normaliser l'intensité des zones considérées. Un premier seuil est utilisé pour détecter la présence des bâtiments, en moyennant préalablement l'image en amplitude pour réduire l'effet du bruit. Et indépendamment, un filtre de Canny (1986) est utilisé pour détecter les bords, en rehaussant préalablement l'image en amplitude pour accentuer les bords des bâtiments, à l'aide d'une fonction de rehaussement. Un algorithme décisionnel est ensuite appliqué pour reconstruire les polygones représentant l'emprise des bâtiments. Enfin, certains sommets de ces polygones sont supprimés grâce à la connaissance "a priori" de la

forme des bâtiments. Les sections qui suivent décrivent avec plus de détails les différentes étapes.

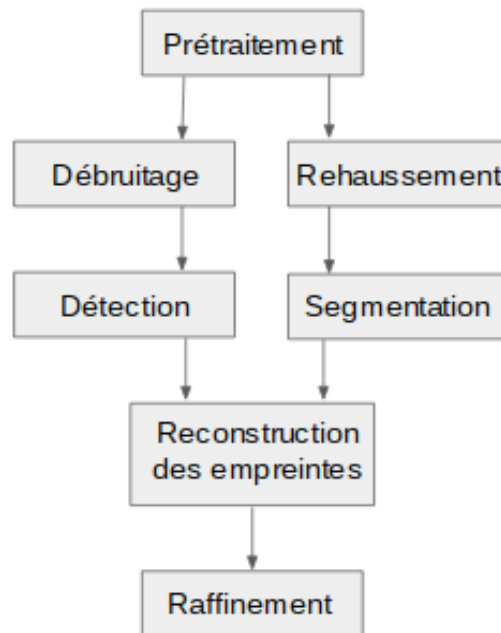


Figure 7.2 : Algorithme de reconstruction des empreintes des bâtiments

### 7.1.1 Prétraitement

L'intensité de l'image a été rééchantillonnée linéairement (8 bits) afin de faciliter les traitements subséquents.

### 7.1.2 Débruitage et détection des bâtiments

Avant de détecter les bâtiments industriels sur notre jeu de données, un filtre moyenneur est appliqué afin de réduire le bruit présent dans l'image radar. Les bâtiments possèdent des zones de recouvrement facilement identifiables sur l'image grâce à leur réflexion très intense (section 1.2.3.1). Cependant, d'autres objets possèdent également des zones de recouvrement, et la végétation peut aussi avoir une très forte réflexion. Nous utilisons donc deux seuils pour identifier les zones de recouvrement des bâtiments. Le premier seuil se base sur l'intensité (intensité > valeur du 75<sup>ème</sup> percentile des pixels contenus dans les zones industrielles) et sert à extraire les zones de recouvrement. Nous faisons ici l'hypothèse que les bâtiments représentent plus de 25% de la surface des zones industrielles, ce qui est souvent vérifié. L'autre seuil se base sur l'aire (aire > 1000m<sup>2</sup>) de la

zone de recouvrement et sert à discriminer nos bâtiments de ces autres objets. La figure 7.3 illustre la suppression de ces faux-positifs.

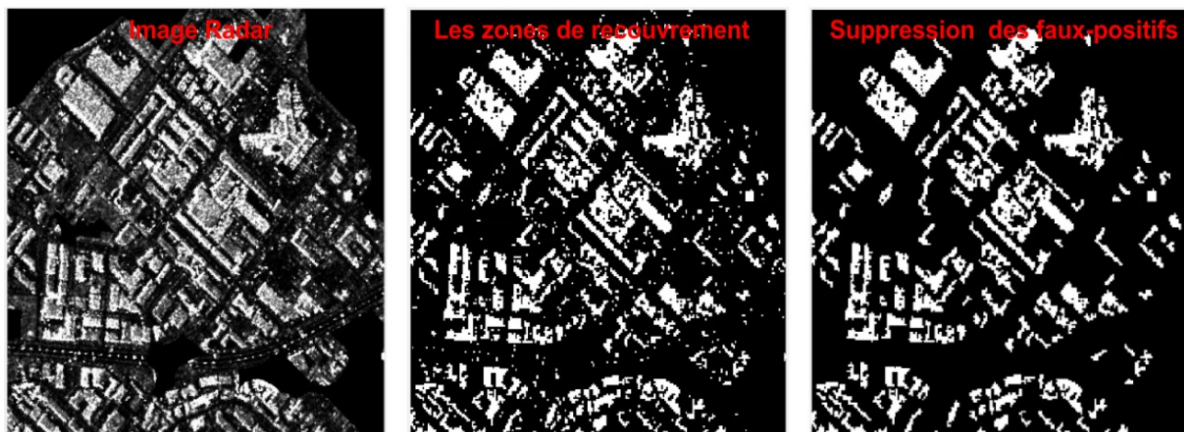


Figure 7.3 : Étapes de détection et suppression des zones de recouvrement

### 7.1.3 Rehaussement et détection des contours

Parallèlement à la détection des bâtiments, notre algorithme détecte tous les contours présents dans l'image pour identifier les bords des bâtiments. Lors de cette étape, nous utilisons l'image en amplitude non-moyennée pour ne pas perdre en précision. Les bâtiments présentent deux niveaux d'intensité, les zones de recouvrement étant en surbrillance par rapport au reste du bâtiment (figure 1.11). Afin d'éviter de détecter les contours à l'interface de ces deux niveaux d'intensités (et donc au milieu du bâtiment), ce contraste est atténué par l'emploi d'une fonction puissance de la forme :

$$I = 255 * (I/255)^{1/2} \quad (7.1)$$

A noter qu'une puissance  $<1$  réduit le contraste.

La détection des contours, notamment les bords des bâtiments, est ensuite réalisée grâce à un filtre de Canny et les segments peu éloignés (moins de 5 mètres) sont reliés. Le filtre de Canny possède l'avantage de détecter les contours tout en filtrant le bruit contenu dans l'image radar. La figure 7.4 illustre l'importance de l'utilisation de la fonction de rehaussement avant l'application du filtre de Canny.

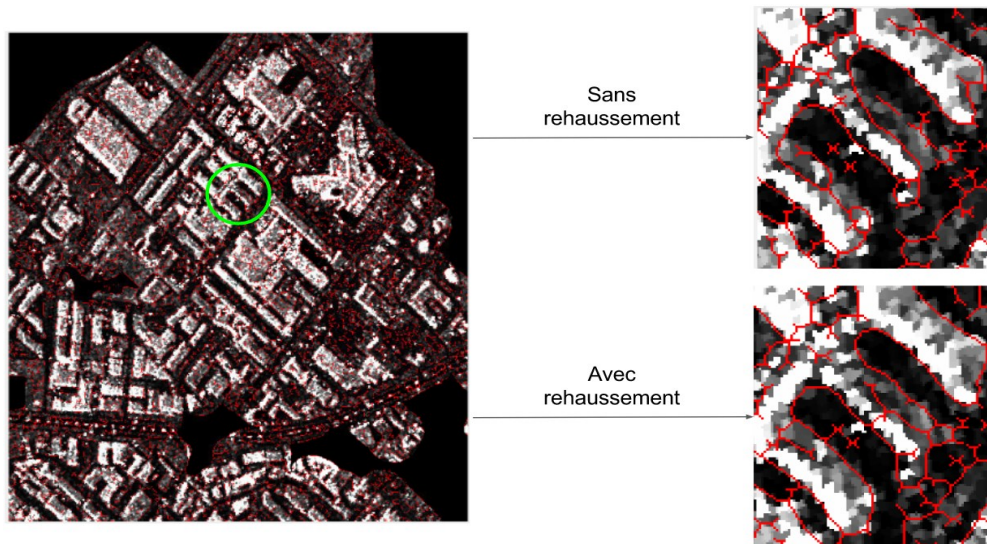
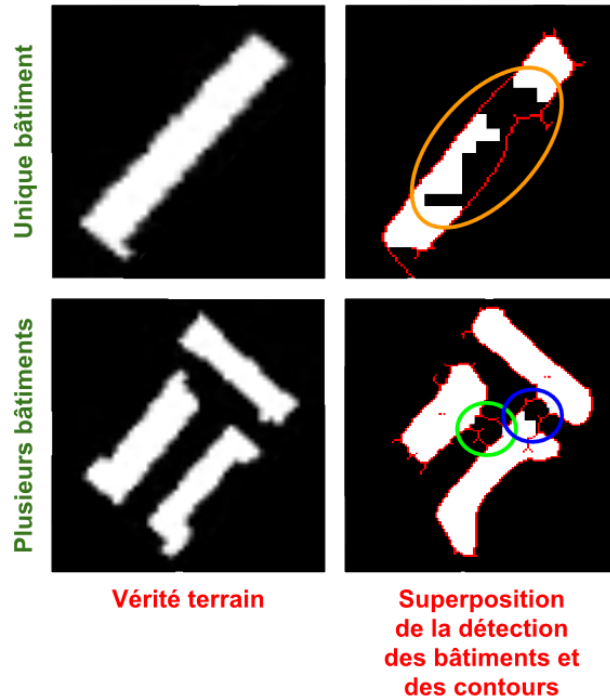


Figure 7.4 : Impact de l'utilisation d'une fonction de rehaussement sur la détection des contours

### 7.1.4 Reconstruction des emprises

L'emprise des bâtiments est obtenue par combinaison des résultats de la détection des bâtiments et des contours. Les zones entièrement délimitées par des contours et possédant une seule zone de recouvrement représentent des bâtiments, et la délimitation de ces zones correspond à l'emprise de ces bâtiments. Les zones délimitées et ne possédant pas de zone de recouvrement ne contiennent pas de bâtiments. Un cas plus compliqué survient lorsque plusieurs zones de recouvrement sont détectées au sein d'une même zone délimitée. La figure 7.5 illustre ce phénomène. Il peut s'agir d'un unique bâtiment possédant plusieurs zones de recouvrement (cercle orange, figure 7.5), ou de plusieurs bâtiments. Dans ce dernier cas, deux opérations peuvent être mises à défaut :

- La détection des contours (cercle vert, figure 7.5). Dans ce cas, la zone indéterminée représente l'extérieur des bâtiments et devrait être plutôt sombre.
- La géométrie du radar (cercle bleu, figure 7.5). Dans cet autre cas, la zone de recouvrement d'un des bâtiments recouvre le toit de l'autre bâtiment. La zone indéterminée devrait donc être bordée d'une ligne très brillante.



**Figure 7.5 : Cas complexe où plusieurs zones de recouvrement sont détectées au sein d'une seule zone délimitée**

Pour différencier ces cas, nous utilisons donc deux seuils qui se basent respectivement sur l'intensité moyenne et la disposition des pixels sur les zones indéterminées. Pour obtenir des seuils robustes, nous utilisons un algorithme de classification de type k-moyennes pour diviser notre image en trois parties : les pixels sombres (représentant majoritairement les zones d'ombre et l'environnement autour des bâtiments), les pixels brillants (représentant majoritairement les bâtiments, exceptés les zones d'ombres et de recouvrement), et les pixels très brillants (représentant majoritairement les zones de recouvrement). Les seuils pour chaque cas sont définis ainsi :

- L'étape de détection des contours a échoué si la majorité des pixels sur la zone indéterminée appartient à la première partie (cercle vert, figure 7.6).
- La géométrie radar entraîne des confusions si la ligne située à l'opposé de la zone indéterminée par rapport au satellite contient plus de pixels dans la troisième partie que dans la deuxième (polynôme bleu, figure 7.6).

Dans les autres cas, nous supposons qu'il s'agit d'un unique bâtiment (couleur orange, figure 7.6).

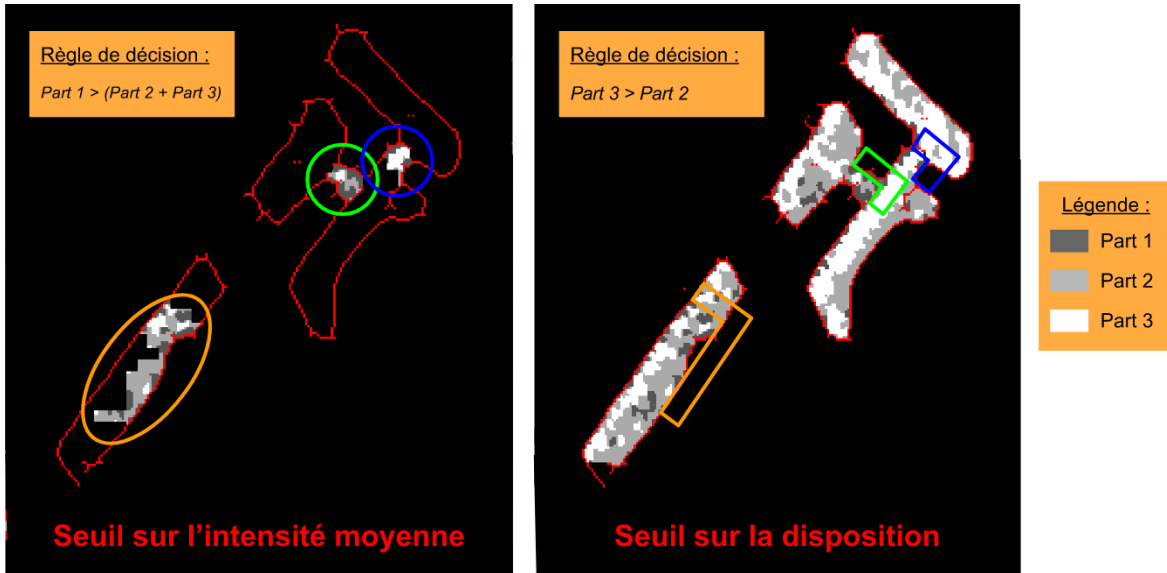


Figure 7.6 : Les règles de décision de la reconstruction des bâtiments après classification de l'image

Enfin, un seuil sur l'aire (aire > 2000m<sup>2</sup>) est utilisé pour discriminer les bâtiments des fausses détections, comme une rangée de camions.

### 7.1.5 Raffinement

Les contours obtenus sont définis de façon pixellaire, c'est-à-dire par les coordonnées de N pixels qui définissent les N vertex d'un polygone. Ces contours sont rectifiés en polygone d'ordre plus petit (réduction du nombre de côtés) grâce à la connaissance a priori de la forme des bâtiments. En effet, un certain nombre de vertex sont supprimés en faisant l'hypothèse que les bâtiments ont des faces droites, longues et perpendiculaires entre elles. Pour cela la valeur  $v$  est attribuée à chaque vertex :

$$v = \alpha * L1 * L2 \quad \text{si } \alpha < 90 \text{ degrés} \quad (7.2)$$

$$v = (180 - \alpha) * L1 * L2 \quad \text{si } \alpha > 90 \text{ degrés} \quad (7.3)$$

$\alpha$  représente l'angle du vertex, L1 (respectivement L2) correspond à la longueur du premier (respectivement deuxième) côté (unité pixellaire) formant le vertex. On remarque que la valeur  $v$  est d'autant plus importante que l'angle du vertex est proche de la perpendiculaire et que les côtés formant le vertex sont longs. Ainsi pour chaque bâtiment, le vertex possédant la plus petite valeur est itérativement supprimé jusqu'à ce que tous les vertex aient une valeur supérieure à un certain seuil (ici  $v > 100$ ).



### 7.1.6 Résumé des étapes

La figure 7.7 illustre les différentes étapes de la procédure développée dans cette recherche.

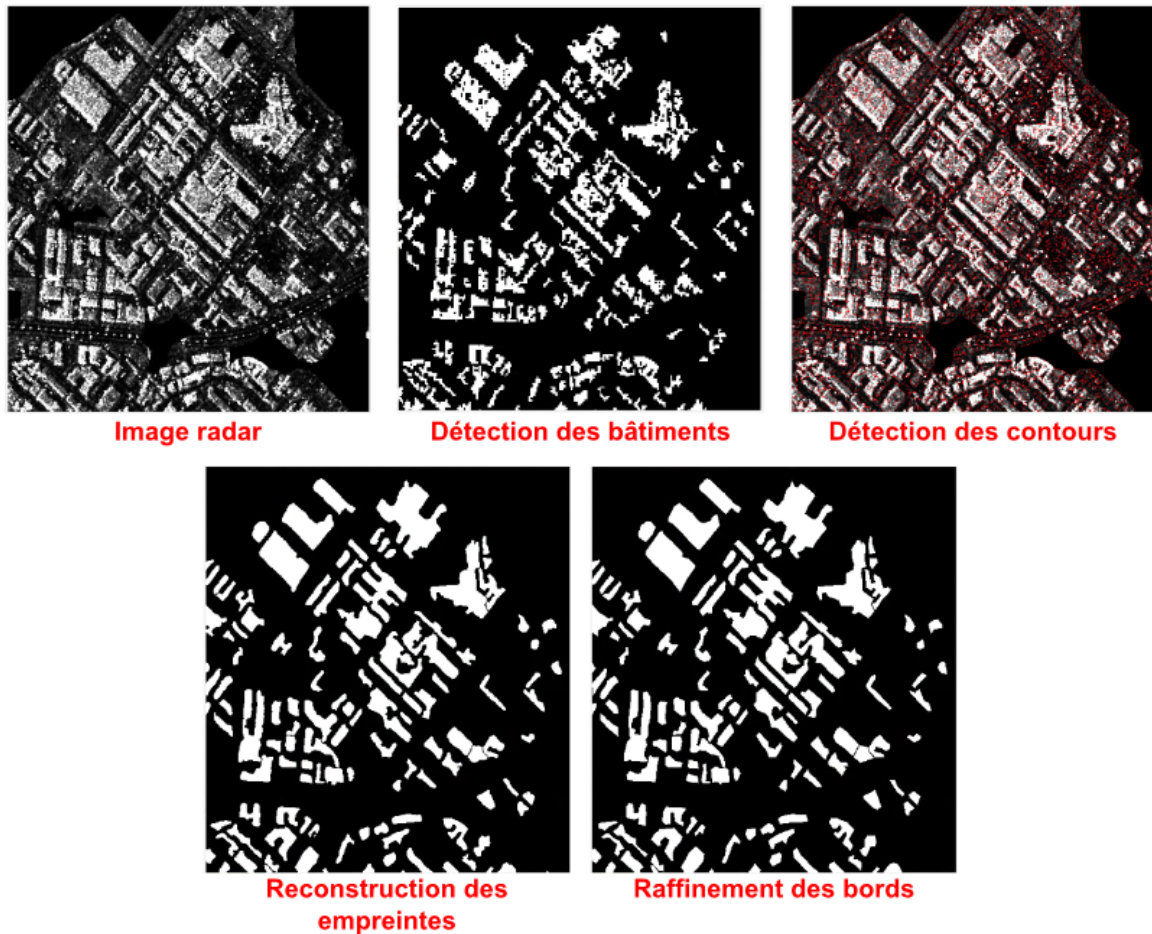


Figure 7.7 : Les étapes de la procédure d'extraction des empreintes des bâtiments

## 7.2 Résultats et discussion

### 7.2.1 Evaluation des résultats

La procédure d'extraction de l'empreinte des bâtiments a été appliquée à notre zone test industrielle. L'empreinte des bâtiments obtenue par notre méthode est comparée à celle fournie par Openstreetmap (vérité terrain). Trois métriques ont été utilisées pour évaluer la performance de notre méthode :

- Exactitude : nombre de pixels correctement classifiés sur le nombre total de pixels.
- Sensibilité : nombre de bâtiments industriels correctement détectés sur le nombre réel de bâtiments industriels. Un bâtiment industriel réel est dit correctement détecté si le point résultant après érosion totale du bâtiment appartient à la catégorie bâtiment.
- Taux d'erreur : nombre de bâtiments industriels faussement détectés sur le nombre de bâtiments industriels détectés. Un bâtiment industriel est dit faussement détecté si le point résultant après érosion totale du bâtiment n'appartient pas à un bâtiment réel.

Le tableau 7.1 présente les résultats obtenus. On observe que l'exactitude sur notre zone test est de 85%. Seul 58% des bâtiments de la zone test ont été représenté, et 28% des bâtiments représentés par l'algorithme correspondent à des faux-positifs.

**Tableau 7.1 : Résultat de l'algorithme d'extraction de l'emprise des bâtiments**

	<b>Résultats</b>
Exactitude	84.74
Sensibilité	58.29
Erreur	27.73

## 7.2.2 Critique des différentes étapes de la procédure

Notre procédure se base principalement sur la détection de la zone de recouvrement des bâtiments et la détection des contours des bâtiments pour extraire leur emprise. Si l'une de ces deux étapes est défectueuse, l'emprise des bâtiments ne pourra être extraite correctement.

### 7.2.2.1 Détection des bâtiments

Les figures suivantes représentent les zones de recouvrement détectées par notre algorithme sur notre site test, superposées à la vérité terrain. Nous pouvons observer que la majeure partie des détections représente effectivement un bâtiment. Tel qu'illustré sur la figure 7.8, les fausses détections sont majoritairement dues à la présence de camions (cercle



bleu), à deux bâtiments non répertoriés sur le site Openstreetmap (rectangle vert) et également à la présence d'une zone de végétation (losange orange).



Figure 7.8 : Sources d'erreurs sur la détection des bâtiments

Les bâtiments non détectés sont majoritairement de très petites tailles (cercle bleu) ou ne sont pas visibles sur l'image en amplitude (rectangle vert), comme la figure 7.9 le démontre.

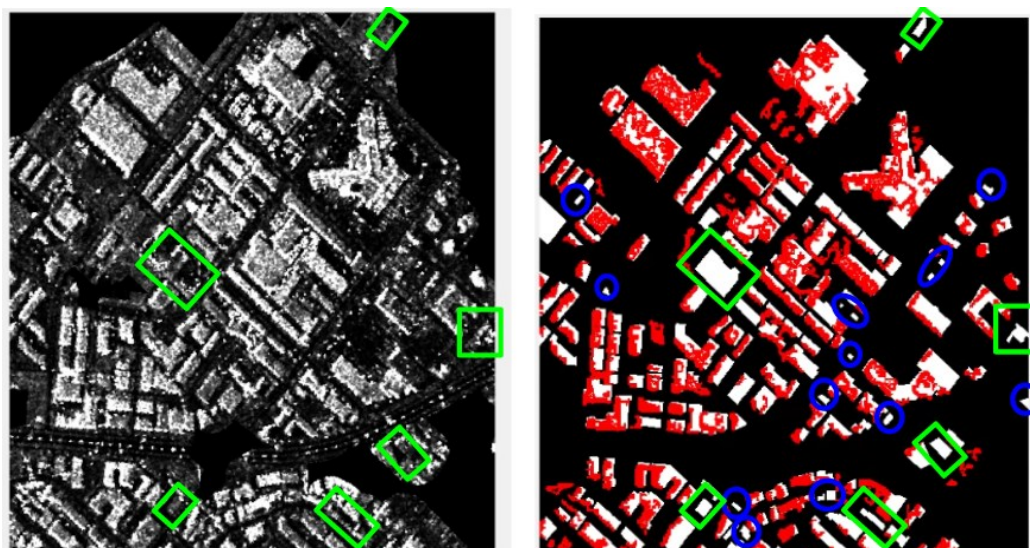


Figure 7.9 : Manque de sensibilité sur la détection des bâtiments

### 7.2.2.2 Détection des contours

La fonction de rehaussement utilisée avant l'application du filtre de Canny a permis d'identifier les bords des bâtiments, et non pas celui des zones de recouvrement (voir section 7.1.3). Cependant, son utilisation cause également la fusion des bâtiments voisins. La figure 7.10 illustre deux endroits de la zone test où les bâtiments n'ont pas été séparés dû à l'application de cette fonction de rehaussement.

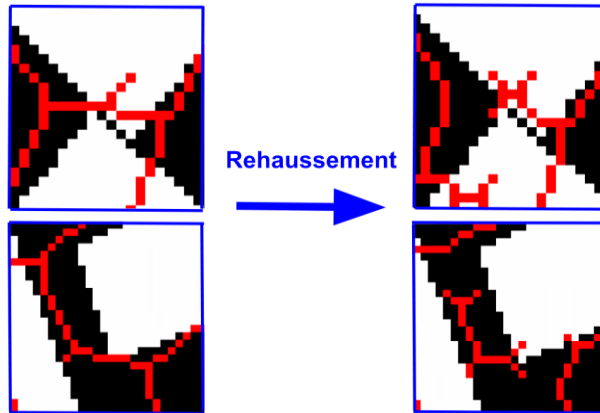


Figure 7.10 : Mauvaise séparation des bâtiments voisins due à l'application de la fonction de rehaussement

### 7.2.3 Discussion générale

Les résultats de notre algorithme d'extraction de l'emprise des bâtiments sur notre zone test sont présentés par la figure 7.11. Comme mentionné précédemment, nous observons que plusieurs petits bâtiments n'ont pas été repérés. Pour se rendre compte de l'impact de ce phénomène sur nos résultats, nous les avons réévalués en ne tenant pas compte de ces petits bâtiments sur notre vérité terrain. Notre sensibilité a alors augmenté jusqu'à 68%, soit un gain de 10%. Un autre facteur expliquant cette faible sensibilité est que pour de nombreux bâtiments (17%), seule la zone de recouvrement a été détectée (rectangle vert sur la figure 7.12). Ce phénomène est dû à un rehaussement trop faible (la zone de recouvrement a été délimitée et non le bâtiment) ou un contraste trop faible du bâtiment avec son environnement (bâtiment pas totalement délimité). Nous constatons également que la très grande majorité de notre taux d'erreur est due aux nombreuses rangées de camions, lesquelles n'ont pas été discriminées des bâtiments. Enfin, nous remarquons la présence d'un biais engendré par la géométrie du système radar (section 2.1), lequel affecte la précision du résultat. Comme nous le verrons au chapitre suivant, il est possible de corriger ce biais avec la connaissance de la hauteur des bâtiments.

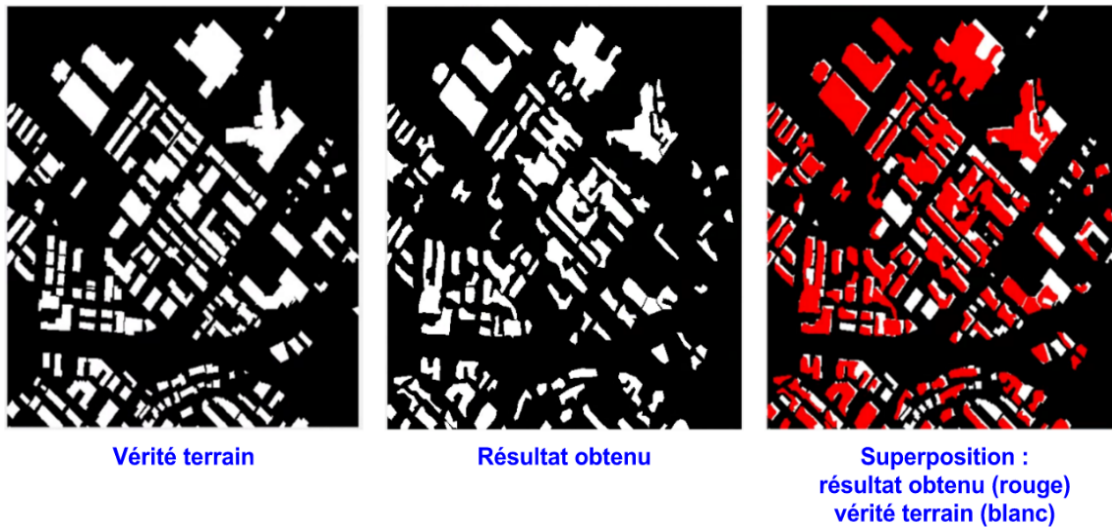


Figure 7.11 : Résultat de notre méthode d'extraction de l'emprise des bâtiments

En ce qui concerne les performances de l'algorithme, ce dernier est tout aussi capable de tracer l'emprise d'un bâtiment ne possédant que des angles droits que d'un bâtiment possédant un angle non droit (cercle violet, figure 7.12). Mais, l'algorithme éprouve des difficultés à dissocier les bâtiments trop proches ou les bâtiments des rangées de camions garées à proximité (cercle bleu, figure 7.12). A l'inverse, quelques bâtiments sont morcelés en raison des multiples zones de recouvrement provoquées par des toits non plats (en escalier).

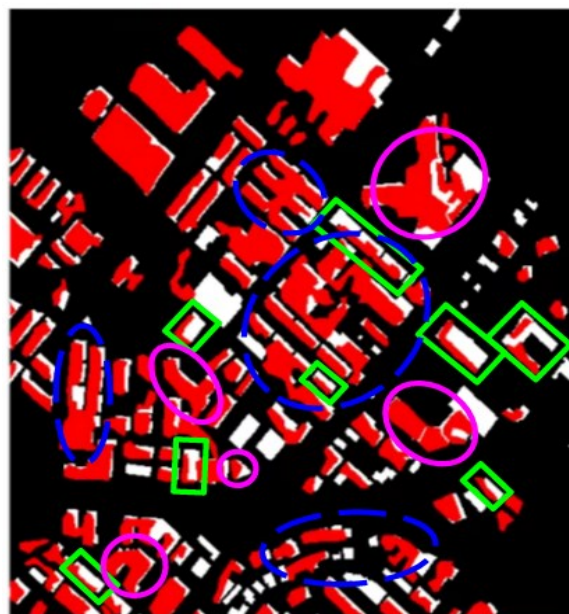


Figure 7.12 : Résultat de l'algorithme d'extraction de l'emprise des bâtiments : source d'erreur et point positif

Pour connaître la distance à partir de laquelle notre algorithme fusionne les bâtiments voisins, nous avons reporté les différentes distances entre les bâtiments voisins sur notre zone test industrielle à partir des données Openstreetmap. Puis, nous avons séparé ces distances en trois catégories : les bâtiments côte à côte, les bâtiments face à face et les autres. Le tableau 7.2 présente ces résultats. Nous constatons que la distance à partir de laquelle deux bâtiments voisins sont fusionnés dépend de leur disposition. Pour une même distance, les bâtiments côte à côte fusionnent plus facilement ensemble que les bâtiments face à face ou ayant une disposition plus aléatoire. Au-delà de 15 mètres d'éloignement, aucun bâtiment n'est fusionné indépendamment de la disposition de ces derniers. Ainsi pour les milieux urbains dont le bâti est espacé d'une dizaine de mètres, les données RSO sont parfaitement adaptées.

Tableau 7.2 : Fusion des bâtiments dépendamment de leur disposition

Bâtiments côte à côte		Bâtiments face à face		Bâtiments disposés aléatoirement	
Distance (en m)	Fusion des bâtiments	Distance (en m)	Fusion des bâtiments	Distance (en m)	Fusion des bâtiments
6,32	oui	7,22	non	4	non
6,32	oui	8	oui	6	oui
7,22	oui	8	oui	7,22	non
8	oui	10	non	8	non
8,94	oui	10	non	11,32	non
10	oui	10	non	11,66	non
10	non	14,14	non	12,8	non
10	non	15,6	non	14	non
10,78	non	15,62	non	14,14	non
11,32	non	15,62	non	14,56	non
12	oui	16,98	non	15,62	non
12	oui	17,2	non	17,88	non
12,8	oui	17,2	non	18	non
12,8	oui	18,98	non	19,8	non
14	oui			19,8	non
14,14	non			20	non
14,14	oui				
14,14	non				
15,62	non				
15,62	non				
15,62	non				
17,88	non				

## 7.2.4 Conclusion partielle

À la résolution d'origine de notre image radar, seules les emprises des bâtiments industriels peuvent être extraites avec suffisamment d'exactitude. Le tableau 7.3 résume les performances de cette méthode d'extraction de l'emprise des bâtiments industriels.

Tableau 7.3 : Performances de la méthode d'extraction de l'emprise des bâtiments industriels

	Automatique	Temps de calcul pour un CPU de 2,8 Ghz	Nombre de paramètres à choisir par l'utilisateur	Entrées
<b><i>Emprise des bâtiments</i></b>	Oui	environ 3 minutes pour 500 000 pixels	1 (proportion du nombre de bâtiments a priori)	données satellites radar monopolarisées

Cette méthode se base sur les caractéristiques des bâtiments et de leur alentour pour éviter la fusion de ces derniers. De plus, elle se libère des contraintes sur la forme supposée rectangulaire des bâtiments. Ce critère est de moins en moins adapté avec la création de nouveaux quartiers, dits modernes, où la fibre artistique occupe une place de plus en plus importante.

## 7.3 Intégration des données interférométriques

Comme dans les chapitres précédents la cohérence ainsi que le gradient du MNS sont introduits comme données additionnelles lors de la procédure d'extraction des emprises des bâtiments. La cohérence semble plus élevée au niveau des bâtiments et les variations des hauteurs devraient être plus élevées sur les bords des bâtiments. Pour valider ces hypothèses, nous avons extrait dans un premier temps l'histogramme des valeurs de la cohérence (respectivement du gradient du MNS) au niveau des bâtiments (respectivement des bords des bâtiments), et dans un deuxième temps l'histogramme des valeurs de la cohérence (respectivement du gradient) des autres pixels correspondant au site test industriel.



### 7.3.1 Approche graphique

La figure 7.13 illustre ces histogrammes. Nous constatons que la forme de l'histogramme des valeurs de cohérence des bâtiments tend un peu plus vers les valeurs importantes que l'autre histogramme, représentant la cohérence de l'environnement autour des bâtiments. Toutefois, les pics des deux histogrammes sont situés à la même abscisse. Pour les histogrammes représentant le gradient, nous observons également une légère tendance vers les valeurs plus élevées de l'histogramme considérant les bords des bâtiments, mais celle-ci est moins évidente.

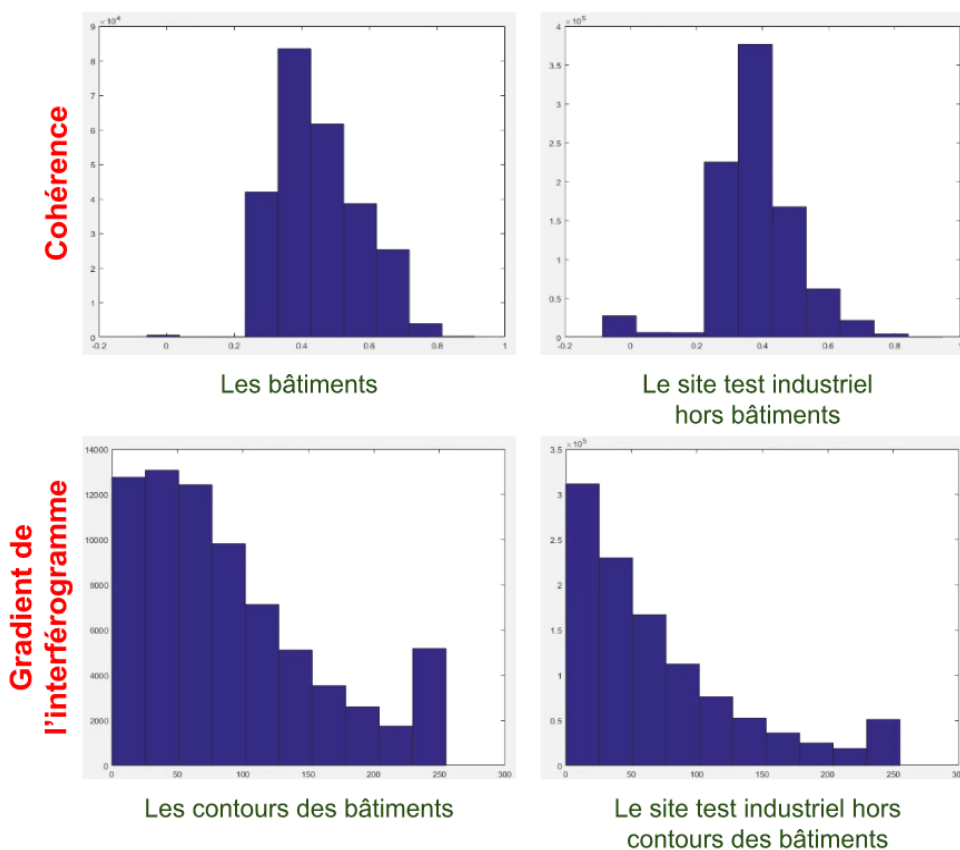


Figure 7.13 : Répartition des pixels selon leur localisation par rapport aux bâtiments

### 7.3.2 Approche statistique

Nous avons également calculé la moyenne et l'écart-type de nos distributions. Voici les résultats obtenus :

- Moyenne de la cohérence sur les bâtiments : 0,4493
- Moyenne de la cohérence sur la zone test industrielle : 0,3802

- Écart-type de la cohérence sur les bâtiments : 0,1212
- Écart-type de la cohérence sur la zone test industrielle : 0,1227

$$\frac{|Moyenne\ cohérence\ bâtiment - Moyenne\ cohérence\ hors\ bâtiment|}{Écart - type\ cohérence} = 0,57$$

- Moyenne du gradient sur les contours des bâtiments : 89,7633
- Moyenne du gradient sur la zone test industrielle : 70,2792
- Écart-type du gradient sur les contours des bâtiments : 69,3281
- Écart-type du gradient sur la zone test industrielle : 65,3911

$$\frac{|Moyenne\ gradient\ contour\ bâtiment - Moyenne\ gradient\ hors\ contour\ bâtiment|}{Écart - type\ gradient} = 0,28 < 1$$

Nous constatons que les bâtiments ont en moyenne une cohérence un peu plus élevée que leur environnement, et les bords des bâtiments un gradient légèrement supérieur au reste de la zone test industrielle. Nous remarquons également que le rapport de la différence des moyennes sur l'écart-type n'est pas très éloigné de l'unité pour la cohérence, et inférieur à 1 pour le gradient.

### 7.3.3 Analyse des approches

Ces observations et résultats montrent que la cohérence ne permet pas de différencier clairement les bâtiments de leur environnement extérieur. La différenciation est d'autant plus difficile que les bâtiments sont petits, comme l'illustre la figure 7.14. Le fait que les produits interférométriques ont une résolution nettement plus faible que l'image radar en amplitude et possèdent un bruit plus important peut expliquer en grande partie cette difficulté de différenciation et de délimitation des différents objets. Cependant, nous pouvons utiliser la cohérence pour réduire les faux positifs engendrés par notre procédure. En effet, les zones boisées ont une très mauvaise cohérence temporelle et les camions sont mobiles, contrairement aux bâtiments. Ainsi en utilisant un seuil approprié sur les valeurs de cohérence au niveau des bâtiments, il est possible de réduire les faux positifs. La figure 7.15 montre un exemple avec notre site test. Avec un seuil aussi bas que 0.3, nous réussissons à éliminer le faux positif créé par la bordure du boisé, sans pour autant affecter l'extraction des bâtiments.

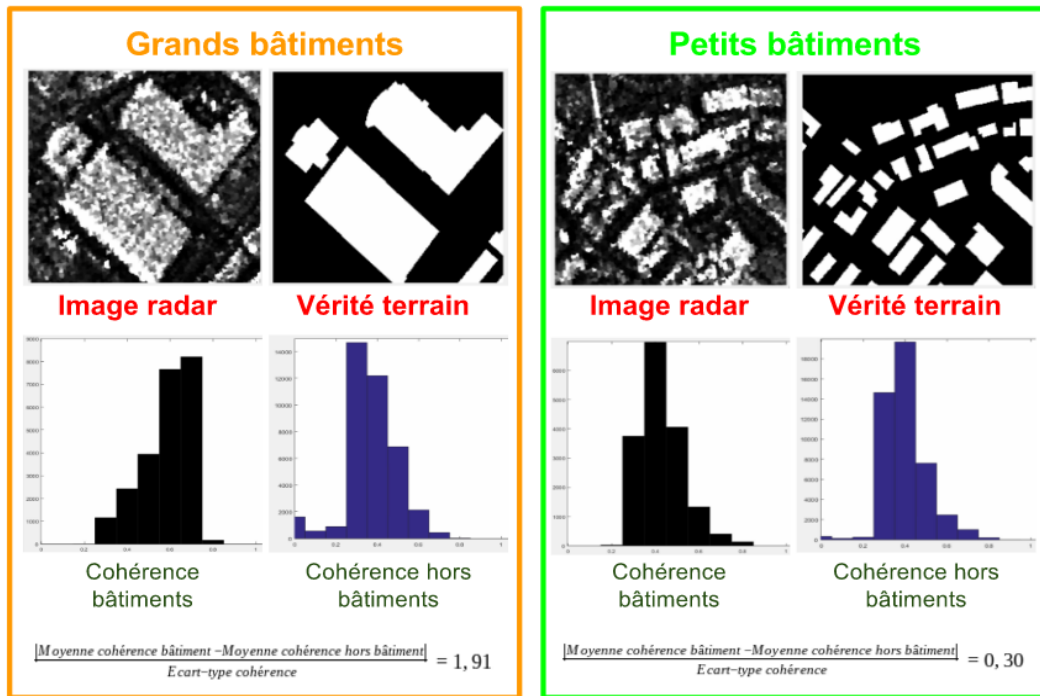


Figure 7.14 : Différenciation des éléments grâce à la cohérence en fonction de leurs tailles

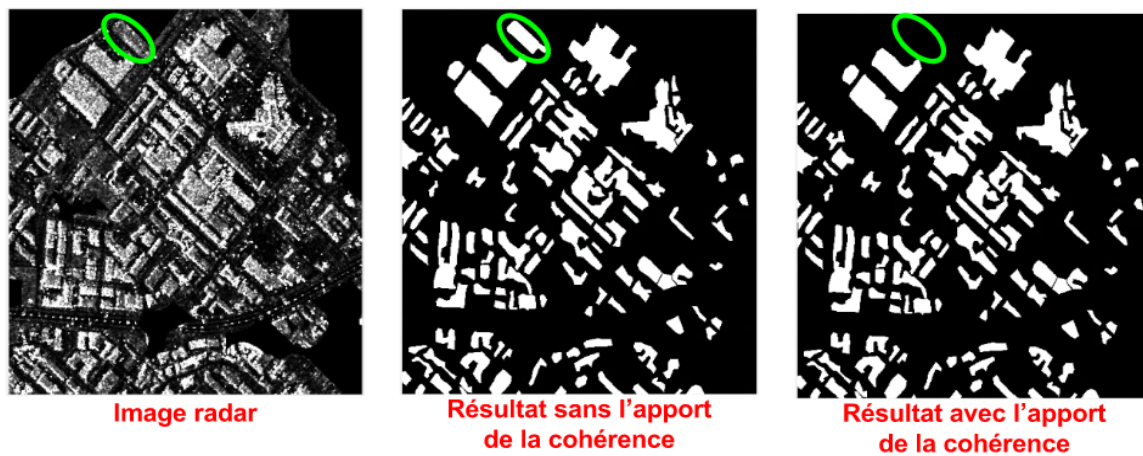


Figure 7.15 : Apport de la cohérence pour l'élimination des faux positifs

Nous avons également tenté d'établir un seuil sur le gradient pour aider à l'extraction de l'empreinte des bâtiments, notamment la dissociation des bâtiments rapprochés. Mais nos différentes tentatives n'ont pas permis d'obtenir une amélioration globale des résultats.

A noter qu'il existe des algorithmes qui préservent la résolution des produits interférométriques, nous pouvons citer celui de Deledalle *et al.* (2011). Toutefois ce dernier est coûteux en temps de calcul et le gain dû son utilisation n'est pas criant pour des images satellites.



## Chapitre 8 : Hauteur des bâtiments

Ce chapitre décrit nos expériences pour l'extraction des hauteurs des bâtiments. Dans un premier temps, nous avons tenté d'extraire le MNT du MNS issu de l'interférogramme (section 8.1). Dans un deuxième temps, nous avons essayé de raffiner le MNS au niveau des bâtiments, et donc d'améliorer la reconstruction complète des bâtiments (emprise et hauteur) (section 8.2). Toutes ces expériences ont été menées à l'intérieur des zones industrielles comme dans le chapitre précédent.

### 8.1 Extraction du MNT

Deux méthodes ont été suivies pour l'extraction du MNT. La première fait appel uniquement au MNS extrait de l'interférogramme. La section 8.1.1 décrit cette méthode ainsi que les résultats obtenus. La deuxième méthode fait appel également à la classification de l'image en amplitude (chapitre 5 et 6). La section 8.1.2 décrit la méthode et compare les résultats obtenus à ceux de la première méthode.

#### 8.1.1 Utilisation du MNS

Pour extraire le MNT, nous nous baserons sur la méthode proposée par Beumier et Idrissa (2008), en identifiant les pixels appartenant au sol grâce à leurs hauteurs relatives. Puisque nous supposons que le relief topographique n'engendre pas de sauts de phase, contrairement aux objets surélevés comme les bâtiments, nous utiliserons l'interférogramme formé à partir d'une grande ligne de base, lequel est plus précis.

##### 8.1.1.1 Chaîne de traitement

L'algorithme d'extraction du MNT consiste donc à (i) identifier les pixels appartenant au sol, (ii) conserver les pixels les plus fiables et (iii) interpoler ces pixels pour obtenir le MNT. Le diagramme de la figure 8.1 résume ces différentes étapes.

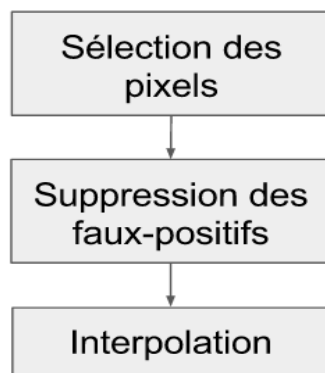


Figure 8.1 : Algorithme d'extraction du MNT

En ce qui a trait à la sélection des pixels du sol, nous considérons que la dixième percentile valeur des pixels de plus basse hauteur sur une fenêtre de  $50 \times 50\text{m}^2$  de notre MNS correspond au sol et est le moins bruité (Beumier et Idrissa, 2008). Pour que notre sélection de pixels soit plus robuste aux faux-positifs, nous faisons également l'hypothèse que le MNT est approximable par une fonction linéaire par morceaux de  $1 \times 1\text{km}^2$ . Les pixels de notre sélection ne respectant pas cette hypothèse ne sont pas retenus.

Concrètement, l'image est divisée en bloc de  $1 \times 1\text{km}^2$ . Chaque bloc est approximé par moindres carrés à un plan, et les pixels possédant une distance à ces plans plus élevée que trois fois l'écart type sont supprimés. Cette étape permet d'éliminer les pixels appartenant à des éléments d'une superficie supérieure à notre fenêtre, comme de grands bâtiments ou une petite forêt.

Le MNT est ensuite obtenu par interpolation linéaire (entre les points sélectionnés) et extrapolation du type "plus proche voisin" (à l'extérieur de la zone délimitée par les points sélectionnés) des pixels précédemment sélectionnés sur le MNS.

### 8.1.1.2 Résultats et discussion

L'algorithme d'extraction du MNT a été appliqué à l'ensemble de notre image. Le MNT obtenu est comparé à celui de la Ville de Montréal (section 4.1). La performance de l'algorithme a été évaluée en calculant les erreurs quadratiques pour l'entièreté des pixels évalués, et pour les 90% pixels offrant les meilleurs résultats. Cette double évaluation permet d'observer si la répartition des résidus est homogène. Le tableau 8.1 présente les résultats obtenus. Premièrement, nous observons que quelques résidus (10%) provoquent une forte augmentation de l'erreur quadratique (environ 75%). Deuxièmement, nous constatons que notre méthode améliore uniquement de 5% le résultat de notre MNT.

Tableau 8.1 : Résultat de l'algorithme d'extraction du MNT

Sélection	Adoptée ici	MNS brut
Erreur quadratique totale (en m)	4.92	5.10
Erreur quadratique 90% (en m)	2.78	2.93

La figure 8.2 illustre la différence de hauteur trouvée entre notre MNT et le MNT de référence. Nous constatons que les différences les plus importantes se situent sur le Mont Royal (cercle noir, en bas à droite). Celles-ci sont dues à un manque de cohérence sur cette zone de végétation. Ainsi, le déroulement de phase n'a pas pu être effectué, et des valeurs par interpolation linéaire ont été attribuées à cette zone, alors qu'en réalité, il s'agit d'une butte. Les deux parcs en construction (cercle noir, en haut) ont également des erreurs importantes. Celles-ci sont également dues à un manque de cohérence et à une différence de hauteur réelle entre les deux MNT, due à des travaux de construction.

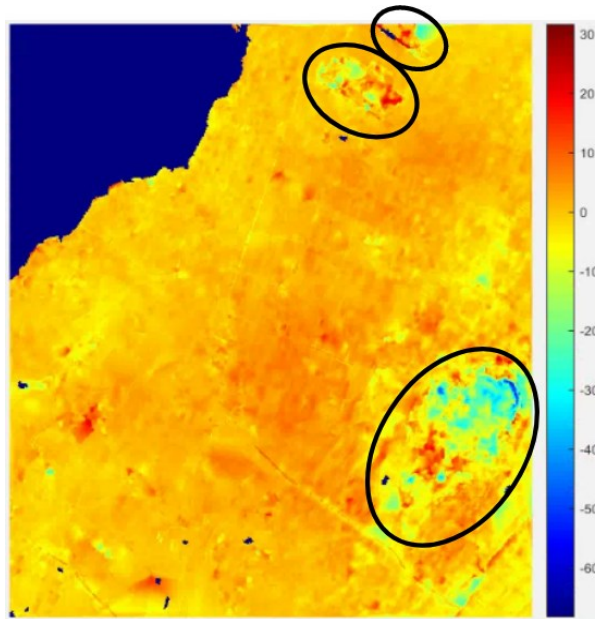


Figure 8.2 : Différence de hauteur entre notre MNT et le MNT de référence (en mètre)

La figure 8.3 illustre le même phénomène que la figure 8.2 sauf que les différences absolues les plus importantes (supérieures à 6 mètres) ont été masquées pour accentuer le contraste. Nous observons un biais global. Les différences positives sont concentrées au centre de l'image, et les différences négatives se situent sur les bords de l'image. Ce biais est sûrement dû à une mauvaise estimation de la longueur de la ligne de base, et n'est pas corrigé sans informations additionnelles.

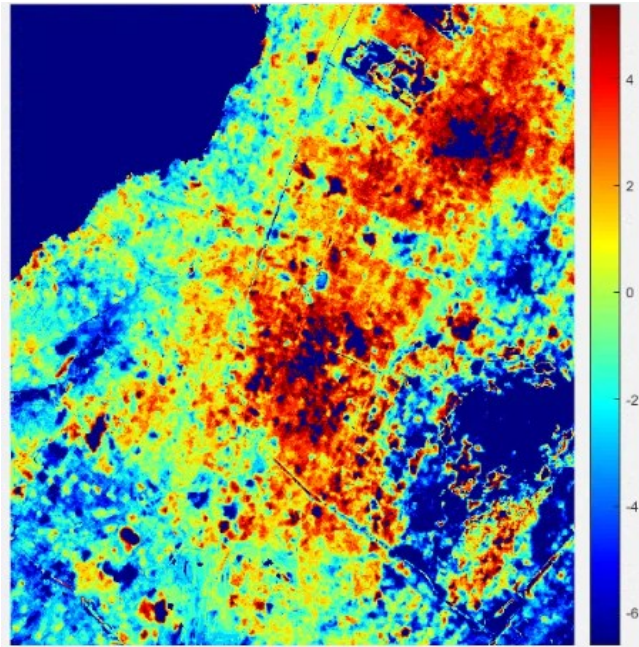


Figure 8.3 : Visualisation d'un biais basse fréquence dans la différence de hauteur entre notre MNT et le MNT de référence (en mètre)

La figure 8.4 représente un agrandissement de la figure 8.3 sur notre zone test industrielle. Nous remarquons également de nombreux biais locaux, lesquels sont dus à la présence de bâtiments d'une superficie supérieure à  $50 \times 50\text{m}^2$  et de zones boisées.

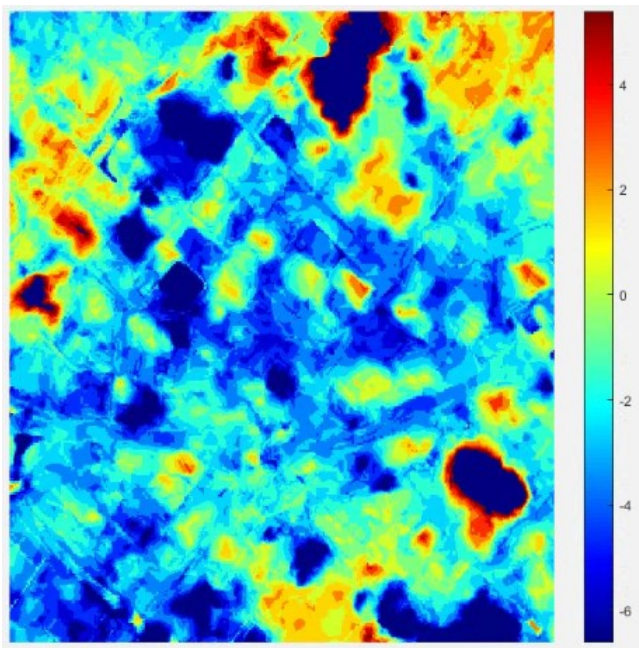


Figure 8.4 : Visualisation des biais hautes fréquences dans la différence de hauteur entre notre MNT et le MNT de référence (en mètre)

## 8.1.2 Introduction de l'image en amplitude

### 8.1.2.1 Adaptation de la méthode

Le résultat de notre méthode d'extraction du MNT dépend principalement de la robustesse de notre méthode de sélection des pixels appartenant au sol. Pour améliorer cette sélection, nous pouvons essayer de nous appuyer sur la connaissance des éléments présents sur l'image. Cette connaissance provient de la classification de l'image en amplitude et de l'extraction du réseau routier (chapitre 5 et 6). Plusieurs critères sont utilisés/ajoutés pour ne retenir que les pixels les plus fiables. Voici ces critères selon la zone étudiée :

- **Zones industrielles et résidentielles.** Le réseau routier est mis à profit. En effet, le réseau routier est un ensemble d'infrastructures créées (en très grande majorité) au niveau du sol. Ainsi, seuls les pixels appartenant à ce réseau seront utilisés lors du calcul du 10<sup>e</sup> percentile plus bas des altitudes sur notre fenêtre locale. Si la fenêtre ne contient aucun pixel de ce réseau, aucun pixel n'est sélectionné. Cependant, toutes les routes du réseau ne sont pas utilisées ici, car la plupart des pixels représentant le réseau routier sur l'image en amplitude ne le représentent pas sur la MNS. En effet, le MNS a une résolution beaucoup plus faible que l'image en amplitude, et est donc plus influencé par les zones de recouvrement. Les routes orientées horizontalement sont moins perturbées par ces phénomènes que celles orientées verticalement (Tupin *et al.*, 2002), et sont donc les seules considérées.
- **Zones de végétation.** Le MNS est peu fiable dans ces endroits à cause de la faible cohérence. Et les zones herbacées (représentant le sol) sont plus cohérentes que les forêts (Askne et Hagberg, 1993). Nous avons donc un double intérêt à utiliser un seuil sur la cohérence. Contrairement aux zones urbanisées, le seuil sur les hauteurs n'est pas adapté au niveau des zones végétales. En effet, un biais vers des valeurs moins élevées existe dû à la canopée désordonnée de la végétation, qui entraîne de multiples rebonds. Ainsi, le seuil sur le MNS est remplacé par un seuil sur la cohérence. Ce seuil consiste à considérer le pixel le plus cohérent sur notre fenêtre. Si des zones résidentielles ou industrielles sont présentes à proximité (<100m), la végétation n'est pas utilisée.

### 8.1.2.2 Résultats et discussion

Pour évaluer l'apport de cette connaissance et ne pas être influencé par les biais basse fréquence (section 8.1.1.2), nous avons considéré nos zones test d'environ 2 x 2km<sup>2</sup>. Les tableaux 8.2 et 8.3 comparent les résultats obtenus avec et sans l'apport de la classification de l'image en amplitude et de l'extraction du réseau routier sur nos sites industriel et résidentiel respectivement. Nous constatons que cette connaissance a permis de diminuer de 22% l'erreur quadratique du MNT pour le site industriel et de 8% pour le site résidentiel.

Tableau 8.2 : Résultat du MNT avec et sans l'apport de la classification pour les zones industrielles

Zone industrielle	Classification	
	Sans	Avec
Erreur quadratique totale (en m)	2,56	1,94
Erreur quadratique 90% (en m)	1,67	1,3

Tableau 8.3 : Résultat du MNT avec et sans l'apport de la classification pour les zones résidentielles

Zone résidentielle	Classification	
	Sans	Avec
Erreur quadratique totale (en m)	2,32	2,11
Erreur quadratique 90% (en m)	1,72	1,58

La classification a permis de corriger une partie des biais hautes fréquences tout en conservant un temps de calcul quasiment similaire. Cependant, cette nouvelle méthode requiert la connaissance du réseau routier et des zones de végétation (résultats de traitements de l'image en amplitude).

Sans l'apport de la classification, notre méthode est plus performante sur les zones résidentielles que sur les zones industrielles. En effet, les larges toits des bâtiments industriels sont souvent confondus avec le sol. La classification a permis de corriger ces fausses détections. Avec la classification, les résultats de nos différentes zones urbaines se sont améliorés, et les zones industrielles sont désormais plus précises que les zones résidentielles. En effet, les routes sont généralement plus étroites dans les zones résidentielles et donc plus facilement recouvertes par les zones de recouvrement et d'ombres.



## 8.2 Extraction de la hauteur des bâtiments

De même que pour la procédure d'extraction de l'emprise des bâtiments, nous nous concentrerons uniquement sur les bâtiments industriels. En effet le bruit et la résolution de l'interférogramme ne permettent pas de distinguer la hauteur des bâtiments résidentiels (sections 1.2.3.1 et 3.1.2).

### 8.2.1 Chaîne de traitement

Nous faisons l'hypothèse que seuls les éléments du sursol engendrent des sauts de phase. Nous devons donc identifier ces éléments avant de pouvoir corriger ces sauts de phase, ce qui est très complexe à partir uniquement de l'interférogramme. Ainsi, cette correction sera réalisée avec l'apport de la disposition de ces éléments (chapitre 7). Une autre source d'erreur lors du calcul de la hauteur des bâtiments est la valeur de la phase au niveau des zones de recouvrement et d'ombre des bâtiments. Ces dernières doivent donc aussi être identifiées pour être omise dans le calcul de la hauteur des bâtiments.

Il existe une relation entre la hauteur des bâtiments et le biais présent sur leur emprise. Ainsi, une mauvaise estimation de la hauteur d'un bâtiment entraîne une correction imparfaite de son emprise, et une identification incorrecte de l'emprise du bâtiment altère le calcul de sa hauteur. Il est possible de calculer conjointement ces deux paramètres par minimisation d'une fonction d'énergie. Mais cette méthode prend un temps de calcul important, surtout sur une zone avec de nombreux bâtiments. Pour limiter ce temps de calcul, nous rectifierons successivement la hauteur et l'emprise des bâtiments avec une seule itération.

#### 8.2.1.1 Correction des sauts de phase sur la hauteur des bâtiments

Un interférogramme créé à partir d'une grande ligne de base fournit des résultats précis, mais contient des zones inexacts. A l'inverse, un interférogramme créé à partir d'une petite ligne de base fournit des résultats robustes, mais imprécis. Pour obtenir un interférogramme à la fois précis et robuste, nous nous inspirons de la méthode proposée par Essen et *al.* (2007), en utilisant deux interférogrammes : l'un créé à partir d'une assez petite ligne de base pour supposer qu'aucun saut de phase n'a été généré, et l'autre créé à partir d'une grande ligne de base. Le premier interférogramme sert à détecter et corriger les sauts de phase engendré par les éléments du sursol sur le deuxième interférogramme. Plus

concrètement, la hauteur des bâtiments extrait de l'interférogramme formé à partir d'une grande ligne de base  $h_g$  est considérée comme la hauteur de référence. Et la différence entre cette hauteur et la hauteur respective résultant de l'interférogramme formé à partir de la petite ligne de base  $h_p$  permet d'identifier les sauts de phase. Si cette différence est supérieure à la moitié de la hauteur d'ambiguïté de l'interférogramme créé à partir d'une grande ligne de base  $h_g^{amb}$ , alors nous sommes en présence d'un ou plusieurs sauts de phase. Le nombre entier  $n$  de sauts de phase omis lors du déroulement de phase est déduit en minimisant la différence entre d'un côté la hauteur du bâtiment résultant de la grande ligne de base plus le nombre  $n$  de hauteur d'ambiguïté associé, et de l'autre côté la hauteur du bâtiment résultant de la petite ligne de base. Ce qui équivaut à satisfaire la condition suivante :

$$|h_g + n * h_g^{amb} - h_p| \leq \frac{h_g^{amb}}{2} \quad (8.1)$$

En première approximation, la hauteur des bâtiments est calculée tout simplement en soustrayant la valeur moyenne du MNT à la valeur maximale de l'interférogramme sur l'emprise considérée. Plusieurs opérateurs ont été utilisés pour calculer la hauteur des bâtiments à partir de l'interférogramme : maximum, moyenne, médiane ou fréquence de répétition. Celui offrant les meilleurs résultats est le maximum, c'est pourquoi nous avons conservé uniquement ce dernier. Dans notre méthode deux interférogrammes sont considérés, nous devons donc au préalable calculer les deux MNT correspondants (section 8.1).

### 8.2.1.2 Correction du biais sur l'emprise des bâtiments

Notre méthode d'extraction de l'emprise des bâtiments comprend les zones de recouvrement et exclut les zones d'ombre (chapitre 7). En réalité, la zone de recouvrement ne devrait pas être incluse dans l'emprise, et une partie de la zone d'ombre devrait être incorporée (figure 1.11). Notre méthode présente donc un biais. Ce dernier est estimé grâce à la connaissance de la hauteur du bâtiment et de l'angle d'incidence, comme illustré sur la figure 8.5. Nous observons que ce dernier croît proportionnellement avec la hauteur des bâtiments, et décroît avec l'angle d'incidence.



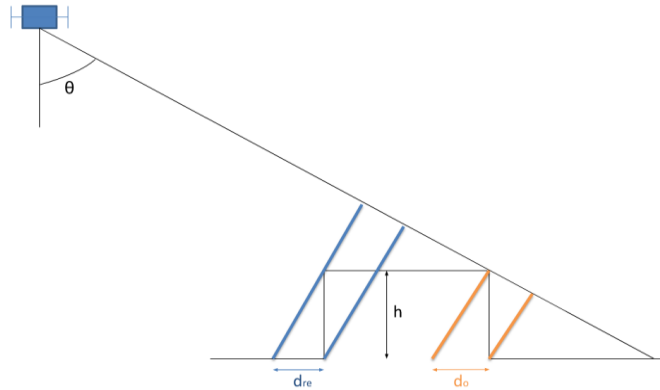


Figure 8.5 : Calcul du biais engendré par la vision latérale du radar

$$d_{re} = d_o = \frac{h}{\tan\theta} \quad (8.2)$$

### 8.2.1.3 Itération du calcul de la hauteur et l'emprise des bâtiments

Pour améliorer nos résultats, nous pouvons itérer les étapes précédentes, c'est-à-dire recalculer la hauteur des bâtiments sur les nouvelles emprises, et réajuster les emprises à partir des nouvelles hauteurs obtenues. Toutefois, la phase des pixels au niveau des zones d'ombre ne correspond pas à la hauteur des bâtiments. L'ombre comprise dans l'emprise des bâtiments est donc exclue lors du nouveau calcul de la hauteur des bâtiments. De plus, la résolution du MNS est moins bonne que la résolution de l'image en amplitude. Ainsi, la phase des pixels représentant les bords de nos bâtiments peut être influencée par les éléments extérieurs. Une zone tampon de largeur égale à la résolution de l'interférogramme est donc créée sur les bords des emprises considérées. Les pixels à l'intérieur de cette zone tampon ne sont pas considérés pour le nouveau calcul de la hauteur des bâtiments.

## 8.2.2 Résultats et discussion

### 8.2.2.1 Evaluation des résultats

Notre méthode de calcul de la hauteur des bâtiments a été appliquée à notre zone test industrielle. Pour diminuer l'impact due à l'imprécision du MNT, nous ne considérerons que les bâtiments les plus hauts (supérieurs à la moitié de la hauteur d'ambiguïté, c'est-à-dire 8 mètres) et correctement détectés par notre procédure d'extraction de l'emprise des bâtiments. Les hauteurs obtenues sont comparées à celles fournies par le MNS de la Ville de Montréal d'une exactitude de quelques dizaines de centimètres (vérité terrain). La figure 8.6 illustre les bâtiments considérés et le tableau 8.4 présente les résultats de ce test. Nous observons que la majorité des bâtiments possèdent une erreur inférieure ou égale à 3 mètres

(11 bâtiments sur 18). Toutefois, quatre bâtiments ont une erreur très importante (supérieure à 15 mètres).

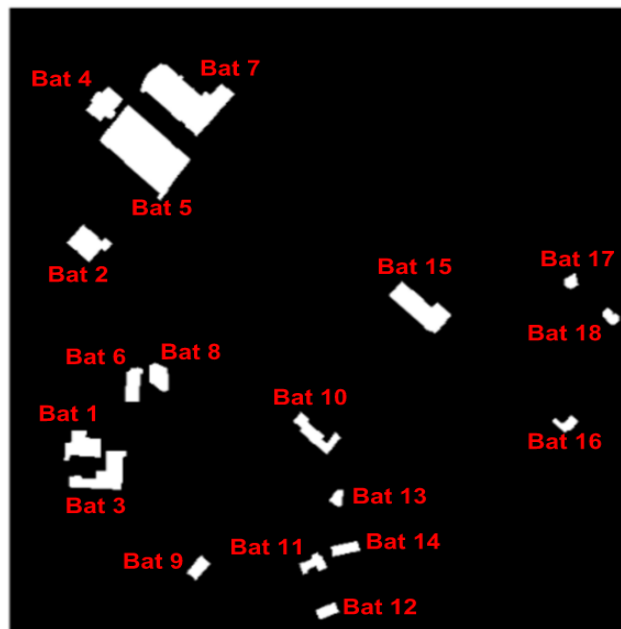


Figure 8.6 : Les bâtiments considérés sur notre zone test industrielle

Tableau 8.4 : Comparaison entre les hauteurs obtenues par notre procédure

Bâtiments	Hauteur réelle	Hauteur obtenue	Différence
1	10	9	1
2	12	8	4
3	16	16	0
4	13	-2	15
5	13	13	0
6	9	7	2
7	10	12	2
8	10	11	1
9	12	9	3
10	11	15	4
11	8	14	6
12	8	8	0
13	23	1	22
14	8	5	3
15	10	8	2
16	8	5	3
17	26	4	22
18	22	0	22

### 8.2.2.2 Critique des différentes étapes de la procédure

La détection des sauts de phase, la sélection des pixels les plus fiables et la rectification de l'emprise des bâtiments sont les trois opérations principales sur lesquelles reposent notre méthode de calcul des hauteurs des bâtiments. Différents tests ont été effectués pour évaluer la performance de ces opérations.

#### 8.2.2.2.1 Détection des sauts de phase

Nous avons comparé les hauteurs réelles des bâtiments aux hauteurs obtenues par (i) le MNS brut créé à partir d'une grande ligne de base et (iii) le MNS brut créé à partir d'une petite ligne de base pour repérer les sauts de phase détectés. Le tableau 8.5 présente les résultats obtenus. Nous constatons que seuls 7 sauts de phases ont été détectés sur les 11 présents. La figure 8.7 illustre les sauts de phase qui ont été détectés (rectangle vert) et ceux manqués (cercle rouge). Nous remarquons que les sauts de phase non détectés se situent majoritairement sur les bâtiments de petites dimensions (3 bâtiments sur 4).

Tableau 8.5 : Comparaison entre les hauteurs réelles des bâtiments

Bâtiments	Hauteur réelle	Hauteur grande	Hauteur petite	Observation
1	10	9	9	
2	12	-7	15	Saut de phase détecté
3	16	1	8	Saut de phase détecté
4	13	-2	3	Saut de phase non détecté
5	13	-2	7	Saut de phase détecté
6	9	7	8	
7	10	-3	18	Saut de phase détecté
8	10	-4	12	Saut de phase détecté
9	12	9	8	
10	11	0	8	Saut de phase détecté
11	8	-1	8	Saut de phase détecté
12	8	8	5	
13	23	1	8	Saut de phase non détecté
14	8	5	5	
15	10	8	11	
16	8	5	6	
17	26	4	6	Saut de phase non détecté
18	22	0	5	Saut de phase non détecté

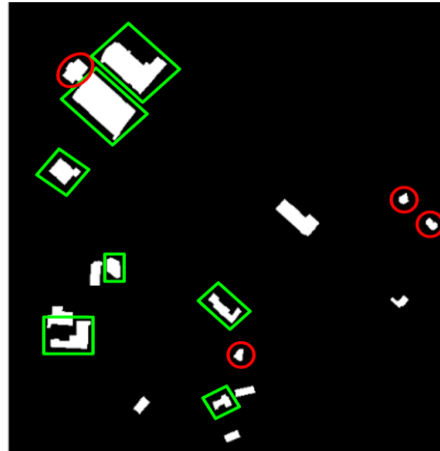


Figure 8.7 : Sauts de phase détectés (rectangle vert) et non détectés (cercle rouge)

### 8.2.2.2 Introduction d'une zone tampon

Nous avons également comparé les hauteurs réelles des bâtiments aux hauteurs obtenues par notre procédure avant et après la suppression des zones de recouvrement et d'ombre, et l'application d'une zone tampon. Le tableau 8.6 présente les résultats obtenus. Nous constatons que 3 sauts de phase ont été détectés seulement après l'application de notre zone tampon. Ainsi, cette opération permet d'augmenter la robustesse des résultats.

Tableau 8.6 : Comparaison entre les hauteurs obtenues par notre procédure avec et sans l'application d'une zone tampon

Bâtiments	Hauteur réelle	Hauteur avec zone tampon	Hauteur sans zone tampon	Observation
1	10	9	9	
2	12	8	11	
3	16	16	3	Saut de phase non détecté avant l'itération
4	13	-2	0	
5	13	13	0	Saut de phase non détecté avant l'itération
6	9	7	8	
7	10	12	15	
8	10	11	16	
9	12	9	10	
10	11	15	1	Saut de phase non détecté avant l'itération
11	8	14	14	
12	8	8	8	
13	23	1	2	
14	8	5	5	
15	10	8	11	
16	8	5	5	
17	26	4	4	
18	22	0	0	

### 8.2.2.3 Rectification de l'emprise des bâtiments

Notre procédure propose aussi une méthode de correction du biais présent sur l'emprise des bâtiments, laquelle s'appuie sur l'interférométrie radar. Pour évaluer la performance de cette rectification, nous avons comparé les résultats obtenus sur l'emprise des bâtiments avant et après cette correction. Le tableau 8.7 présente les résultats de ce test. Nous constatons que cette rectification de l'emprise des bâtiments a augmenté l'exactitude de plus de 1%. Cette augmentation de l'exactitude est également accompagnée d'une diminution du taux d'erreur de 4% et d'une augmentation de la sensibilité de presque 2%.

**Tableau 8.7 : L'apport de la hauteur des bâtiments (produit de l'interférométrie) sur l'extraction de l'emprise des bâtiments**

<b>Hauteur</b>	<b>Sans</b>	<b>Avec</b>
Exactitude	85.14	86.64
Sensibilité	58.29	60
Erreur	27.12	23.08

### 8.2.2.3 Discussion générale

D'après nos résultats (section 8.2.2.1), nous constatons que les dimensions des bâtiments influencent la précision du MNS, indépendamment de la présence de sauts de phase. Plus ces derniers ont une largeur importante dans la direction en distance du radar, plus la hauteur de ces bâtiments est précise. Pour vérifier cette hypothèse, nous avons calculé l'erreur sur la hauteur (dans le cas où tous les sauts de phase ont été détectés) et la largeur réelle selon l'axe en distance de nos 18 bâtiments. Le tableau 8.8 présente ces résultats. Puis, nous avons effectué un test de signification de la pente de l'erreur en fonction la largeur. Nous obtenons une p-value égale à 0,0497. La p-value nous permet d'affirmer notre hypothèse avec un niveau de confiance supérieur à 95%.

Tableau 8.8 : Comparaison entre l'erreur sur la hauteur et la largeur réelle des bâtiments

Bâtiments	Largeur réelle (en m)	Erreur sur la hauteur (en m)
1	116	1
2	146	4
3	170	0
4	102	0
5	222	0
6	52	2
7	260	2
8	58	1
9	54	3
10	72	4
11	86	6
12	74	0
13	46	7
14	94	3
15	130	2
16	66	3
17	42	7
18	56	7

Pour des bâtiments assez larges (supérieurs à 100 mètres), la précision sur la hauteur est souvent inférieure ou égale à 2 mètres, ce qui est environ égal à la précision du MNT.

### 8.3 Conclusion partielle

Le tableau 8.9 résume les performances de nos méthodes d'extraction du MNT et de la hauteur des bâtiments industriels.

Tableau 8.9 : Performances des méthodes d'extraction du MNT et de la hauteur des bâtiments industriels

	Automatique	Temps de calcul pour un CPU de 2,8 Ghz	Nombre de paramètres à choisir par l'utilisateur	Entrées
<b><i>MNT</i></b>	Oui	environ 10 minutes pour 25 millions de pixels	1 (surface du plan par lequel le terrain peut être approximé)	un couple d'images interférométriques
<b><i>Hauteur des bâtiments</i></b>	Oui	environ 3 minutes pour 500 000 pixels	0	deux couples d'images interférométriques

L'information contextuelle issue des données en amplitude est une source d'information très importante pour le débruitage des données interférométriques. Cet apport a permis de corriger les hautes fréquences du MNT et de cibler les zones pour calculer la hauteur des bâtiments industriels. A l'inverse, la hauteur des bâtiments a permis d'acquérir une meilleure connaissance de l'emplacement des bâtiments (les trois métriques se sont améliorées).

Concernant les résultats de notre méthode, certains sauts de phases n'ont pas été détectés, notamment en raison des dimensions de ces derniers (étroits et hauts). La précision du MNT et des interférogrammes (surtout l'interférogramme formé à partir de la petite ligne de base) peuvent aussi constituer des sources d'erreur dans la détection de ces sauts de phase. La création d'une zone tampon sur les bords de nos bâtiments a permis à notre méthode de gagner en robustesse dans la détection de ces sauts de phase. Indépendamment de la présence de sauts de phase, les dimensions des bâtiments influencent également la précision de l'interférogramme. Plus ces derniers sont larges, plus la hauteur des bâtiments est précise. Lorsque les bâtiments sont assez larges, la précision peut atteindre 2 mètres, ce qui est environ égal à la précision du MNT. En effet, six bâtiments parmi les sept bâtiments ayant une largeur supérieure à 100 mètres ont une précision supérieure ou égale à 2 mètres.

## Conclusions

Dans cette thèse nous avons tout d'abord mis en place des algorithmes afin d'extraire des informations morphologiques sur les milieux urbains uniquement à partir d'une image satellite radar. La première information extraite concerne les occupations des sols. L'originalité de notre algorithme de classification par rapport à celui de Aytekin *et al.* (2013) repose sur la nouvelle méthode de partitionnement des pixels pour extraire les traits caractéristiques de chaque classe, dont nous avons montré l'efficacité par rapport aux méthodes existantes. Contrairement aux algorithmes classiques de classification, cet algorithme innove en se basant sur une taille de fenêtre adaptable pour extraire certaines informations sur les classes. Au final, notre méthode fournit des résultats supérieurs à 80%, qui correspond au seuil minimal acceptable pour les cartes thématiques. Cette classification permet donc de situer le contexte des images et peut être mise à profit pour aider à l'extraction d'autres types d'informations morphologiques (e.g. réseau routier). De plus, les résultats peuvent encore être améliorés en optimisant les paramètres de notre classificateur MSV, aspect qui a été négligé dans cette recherche. L'algorithme d'extraction de l'emprise des bâtiments, quant à lui, se base sur les caractéristiques des bâtiments et de leur alentour pour éviter la fusion de ces derniers. De plus, il se libère des contraintes sur la forme des bâtiments supposée rectangulaire dans les études précédentes. Ce critère est de moins en moins adapté avec la création de nouveaux quartiers, dits modernes, où la fibre artistique occupe une place de plus en plus importante. L'utilisation de filtres "minimal path" pour notre algorithme d'extraction des routes a permis de s'affranchir des problèmes liés à la largeur de ces dernières et d'être robuste vis-à-vis de leur direction lorsque celles-ci n'avoisinent pas 45°, comme nous avons pu le démontrer avec la détection de multiples courbures de routes. De plus, nous avons montré que les résultats fournis par cette méthode rivalisent avec ceux obtenus par un opérateur humain. Avec la croissance exponentielle du nombre d'images satellite, l'accent a été mis sur le caractère automatique et rapide de ces algorithmes. Ainsi, seul l'algorithme de classification requiert une intervention minimale de l'opérateur humain et tous les algorithmes ont une rapidité d'exécution inférieure à l'heure pour une image contenant 30 millions de pixels. Le site de validation de nos algorithmes est long d'une dizaine de kilomètres et contient des quartiers très diversifiés, un plan d'eau et de nombreux parcs avec un mont. Nous n'avons donc eu d'autres choix que de veiller à la robustesse de nos algorithmes.



Cette thèse a également permis d'étudier l'influence des paramètres d'acquisition radar sur la précision de nos données interférométriques créées à partir d'un couple d'images radars. Ainsi, nous avons pu expérimenter à partir d'images RS2 et TSX, l'effet de la ligne de base sur la précision de l'interférogramme, et du laps de temps entre l'acquisition de deux images d'un même couple interférométrique sur la cohérence. Nous avons montré que l'utilisation de grandes lignes de base améliore la précision de l'interférogramme, et qu'une durée importante entre les deux prises de vue diminue la cohérence et donc la précision de l'interférogramme. Nous avons aussi analysé l'impact des dimensions et de la disposition des bâtiments sur la qualité des mesures. Nous avons démontré que la précision sur la hauteur calculée par interférométrie radar augmente avec la largeur des bâtiments (selon l'axe en distance), et nous avons observé que la différenciation des bâtiments est une tâche très complexe, mais qu'elle se simplifie lorsque les bâtiments sont disposés face à face, et non côte à côte vis-à-vis de la source d'éclairage. Pour les quartiers industriels où les bâtiments sont séparés de plus de 15 mètres, le problème n'apparaît plus pour des images radar de l'ordre de 2 mètres de résolution.

L'originalité de cette thèse est l'analyse de l'interdépendance entre les données en amplitude et les données issues de l'interférométrie radar. L'apport des produits interférométriques radar permettent-ils d'améliorer les résultats de la segmentation, et donc de rendre l'imagerie radar compétitive face à l'imagerie optique par satellite plus conventionnelle? Nous avons montré que (i) la cohérence améliore la précision de la classification de quelques pourcents, que (ii) la cohérence discrimine les bâtiments de quelques faux-positifs, et que (iii) l'interférométrie radar ne permet pas d'améliorer la segmentation du réseau routier. À cause de la faible résolution actuelle de nos données et du faible rapport signal sur bruit, l'interférogramme a un impact positif uniquement sur la segmentation des éléments de tailles importantes (e.g. occupations du sol, gros bâtiments). Inversement, nous avons mesuré l'apport de la segmentation sur la précision du MNT et la régularisation du MNS. La connaissance du réseau routier a permis de corriger les hautes fréquences présente sur l'interférogramme et donc de diminuer l'erreur quadratique moyenne du MNT de 8 à 22%, selon la densité du bâti. L'emprise au sol des bâtiments a permis de régulariser le MNS, mais également de détecter la présence de sauts de phase avec l'aide d'une troisième image radar. Une méthode itérative utilisant la segmentation et l'interférogramme a ensuite été implémentée pour rectifier l'emprise des bâtiments et ajuster la hauteur de ces derniers. Cette utilisation conjointe des deux sources de données a permis

d'acquérir une meilleure connaissance de l'emplacement des bâtiments (les métriques utilisées ont été améliorées de quelques pourcents), et de détecter trois nouveaux sauts de phase sur les sept non détectés initialement, grâce notamment à la création d'une zone tampon sur les contours des bâtiments. L'information contextuelle issue des données en amplitude est donc une source d'information primordiale dans le débruitage des données interférométriques.

Nous pouvons conclure de cette recherche que le bruit et la géométrie du radar ne permettent pas de rivaliser avec l'optique pour l'extraction d'objets, comme l'emprise des bâtiments ou le réseau routier (entre 88% et 94% de précision sur l'emprise des bâtiments avec l'utilisation d'images QuickBird, Lefèvre *et al.*, 2007, et Izadi et Saeedi, 2011), tout du moins dans notre contexte (résolution radar de l'ordre de 2 mètres et utilisation d'une seule image). L'utilisation des données interférométriques a permis d'améliorer que très faiblement les résultats obtenus. Par contre, l'interférométrie radar offre une précision sur la troisième dimension de l'ordre de quelques mètres, ce qui lui permet d'être compétitif vis-à-vis de l'optique. La photogrammétrie satellite à partir d'images Ikonos fournit également une précision de l'ordre de quelques mètres (Toutin, 2000 et Tack *et al.*, 2009).

Cette thèse a démontré le rôle important des images en amplitude pour la détection des éléments du paysage urbain. Avec la disponibilité de plus en plus importante d'images radar en polarisation multiple, il serait intéressant de poursuivre la recherche dans ce domaine en adaptant les algorithmes développés ici, et en introduisant les résultats des analyses polarimétriques. Ces dernières permettent de fournir une identification des objets selon le type de diffusion (de surface, de volume, etc...). Concernant l'interférométrie, cette recherche a démontré que son rôle devient secondaire en milieu urbain même en utilisant des images en bande X avec une résolution de 2 mètres. Les nombreuses opérations de filtrage pour réduire le bruit de phases et tous les phénomènes inhérents aux images radar en milieu urbain (occlusions, recouvrements, inversions et ombres) rendent les interférogrammes inadéquats pour extraire les informations sur les bâtiments pour une cartographie détaillée de cet élément majeur de la morphologie urbaine. Une piste à explorer dans l'avenir est l'utilisation des images de très haute résolution afin d'améliorer la résolution des interférogrammes, et de les associer à l'information contextuelle issue des analyses des images en amplitude, comme cela a été réalisé dans cette recherche.

## Références

Açar S. A., and Bayur S. (2017) – Effect of threshold values used for road segments detection in SAR images on road network generation – *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Pages : 287-291, Vol. 8

Airbus (2015) – TerraSAR-X Image Product Guide – *Airbus Defence and Space*, Issue 2, 24 pages

Amberg V., Coulon M., Marthon P., and Spigai M. (2004) – Structure extraction from high resolution SAR data on urban areas – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Anchorage, USA, 20-24 Sept.

Amberg V., Spigai M., Coulon M., and Marthon P. (2005) – From road extraction to man-made object discrimination in high resolution SAR data – *4<sup>th</sup> International Conference on Physics in Signal and Image Processing*, Toulouse, France, 31 Jan. - 2 Feb.

Askne J., and Hagberg J. O. (1993) – Potential of interferometric SAR for classification of land surfaces – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Tokyo, Japan, 18-21 Aug.

Aytekin O., Koc M., and Ulusoy I. (2013) – Local Primitive Pattern for the Classification of SAR Images – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 2431-2441, Vol. 51

Bamler R. (1997) – Digital Terrain Models from Radar Interferometry – *Photogrammetrische Woche*, Stuttgart, Germany, 46, 22-26 Sept.

Bamler R., and Hartl P. (1998) – Synthetic aperture radar interferometry – *Inverse Problems*, Vol. 14

Baran I, Stewart M. P., Kampes B. M. Perski Z., and Lilly P. (2003) – A modification to the Goldstein radar interferogram filter – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 2114-2118, Vol. 41

Beumier C., and Idrissa M. (2008) – Building Verification from Disparity of Contour Points – *Image Processing Theory, Tools and Applications, First Workshop*, Sousse, Tunisie, 23-26 Nov.

Biljecki F., Stoter J., Ledoux H., Zlatanova S., and Coltekin A. (2015) – Applications of 3D City Models: State of the Art Review – *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Pages : 2842-2889, Vol. 4

Bolter R., and Leberl F. (2000) – Shape-from-Shadow Building Reconstruction from Multiple View SAR Images – *Applications of 3D-Imaging and Graph-based Modeling*, 24<sup>th</sup> Workshop, Villach, Austria, 25-26 May

Bruzzone L., Marconcini M., Wegmuller U., and Wiesmann A. (2004) – An Advanced System for the Automatic Classification of Multitemporal SAR Images – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 1321-1334, Vol. 42

Canny J. (1986) – A Computational Approach to Edge Detection – *IEEE Transactions on pattern analysis and Machine intelligence*, Pages : 679-698, Vol. 8

Cellier F., Oriot H., and Nicolas J-M. (2005) – Introduction of the mean shift algorithm in SAR imagery: Application to shadow extraction for building reconstruction – *EARSeL, Workshop on 3D Remote Sensing*, Porto, Lisbon, 10-11 June

Chen C. W., and Zebker H. A. (2000) – Network approaches to two-dimensional phase unwrapping: intractability and two new algorithms – *Journal of the Optical Society of America A*, Pages: 401-414, Vol. 17

Chen C. W., and Zebker H. A. (2001) – Two-dimensional phase unwrapping with use of statistical models for cost functions in nonlinear optimization – *Journal of the Optical Society of America A*, Pages: 338-351, Vol. 18

Cheng J., Ding W., Ku X., and Sun J. (2012) – Road Extraction from High-Resolution SAR Images via Automatic Local Detecting and Human-Guided Global Tracking – *International Journal of Antennas and Propagation*, Article ID : 989823

Chini M., Pacifici F., and Emery W. J. (2009) – Morphological operators applied to X-band SAR for urban land use classification – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Cape Town, South Africa, 12-17 July

Cloude S. R., and Papathanasiou K. (1998) – Polarimetric SAR Interferometry – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 1551-1565, Vol. 36

Codjia C., Cavayas F., and Desjardins R. (2012) – Caractérisation des types d'occupation du sol en milieu urbain à partir de l'Imagerie RADARSAT-1 et 2 : Approche orientée textures – *Journal Canadien de Télédétection*, Pages : 496-513, Vol. 38

Costantini M. (1998) – A novel phase unwrapping method based on network programming – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages: 813-821, Vol. 36

Costantini M., and Rosen P. A. (1999) – A generalized phase unwrapping approach for sparse data – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Hamburg, Germany, 28 June-2 July*

Cristianini N., and Shawe-Taylor J. C. (2000) – An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods – *Cambridge University Press, Cambridge, England*

Day D., Jacobsen K., Passini R., and Quillen S. (2013) – A study on accuracy and fidelity of terrain reconstruction after filtering DSMs produced by Aerial images and Airborne Lidar Surveys – *ASPRS, Annual Conference, Baltimore, USA, 24-28 March*

Deledalle C-A, Denis L., and Tupin F. (2011) – NL-InSAR: Nonlocal Interferogram Estimation – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 1441-1452, Vol. 49

Dell'Acqua F., and Gamba P. (2001) – Detection of Urban Structures in SAR Images by Robust Fuzzy Clustering Algorithms: The Example of Street Tracking – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 2287-2297, Vol. 39

Dell'Acqua F., Gamba P., and Lisini G. (2003) – Road map extraction by multiple detectors in fine spatial resolution SAR data – *Canadian Journal of Remote Sensing*, Pages : 481-490, Vol. 29

Dell'Acqua F., Gamba P., and Lisini G. (2009) – Rapid mapping of high resolution SAR scenes – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Pages : 482-489, Vol. 64

Ding Y., Qiu L., Yang P., Zhou Z., Li Y., and Yu W. (2013) – Scene scattering descriptor for urban classification in very high resolution SAR images – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Melbourne, Australia, 21-26 July*

Dixon B., and Candade N. (2008) – Multispectral land use classification using neural networks and support vector machines: One or the other, or both – *International Journal of Remote Sensing*, Pages : 1185-1206, Vol. 29

Dubois C., Thiele A., and Hinz S. (2016) – Building detection and building parameter retrieval in InSAR phase images – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Pages : 228-241, Vol. 114

Dupont S., and Berthod M. (1994) – Interférométrie Radar et Déroutement de Phase – *Rapport de recherche INRIA, Num. 2344, Sophia Antipolis, France*

Elachi C., Bicknell T., Jordan R. L., and Wu C. (1982) – Spaceborne Synthetic-Aperture Imaging Radars: Applications, Techniques, and Technology – *Proceedings of the IEEE*, Pages : 1174-1209, Vol. 70

Essen H., Brehm T., and Boehmsdorff S. (2007) – Multi-baseline Interferometric SAR at Millimeterwaves Test of an Algorithm on real Data and a Synthetic Scene – *SPIE, SAR Image Analysis, Modeling, and Techniques IX*, Vol. 6746

Ferretti A., Monti-Guarnieri A., Prati C., Rocca F., and Massonnet D. (2007) – InSAR Principles: Guidelines for SAR Interferometry Processing and Interpretation: part A & B – *ESA Publications, Noordwijk, The Netherlands*

Ferro A., Brunner D., and Bruzzone L. (2010) – Building detection and radar footprint reconstruction of from single VHR SAR Images – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Honolulu, USA, 25-30 July*

Ferro A., Brunner D., and Bruzzone L. (2013) – Automatic Detection and Reconstruction of Building Radar Footprints From Single VHR SAR Images – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 935-952, Vol. 51

Fischler M. A., Tenenbaum J. M., and Wolf H. C. (1981) – Detection of Roads and Linear structures in low-resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique – *Computer Graphics and Image Processing*, Pages : 201-223, Vol. 15

Gamba P., and Houshmand B. (1999) – Three-Dimensional Road Network by Fusion of Polarimetric and Interferometric SAR Data – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Hamburg, Germany, 28 June - 2 July*

Gamba P., Houshmand B., and Sacconi M. (2000) – Detection and Extraction of Buildings from Interferometric SAR Data – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 611-617, Vol. 38

Gamba P., Dell'Acqua F., and Lisini G. (2006) – Improving Urban Road Extraction in High-Resolution Images Exploiting Directional Filtering, Perceptual Grouping, and Simple Topological Concepts – *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Pages : 387-391, Vol. 3

Garcia M., Riano D., Chuvieco E., Salas J., and Danson F. M. (2011) – Multispectral and LIDAR data fusion for fuel type mapping using Support Vector Machine and decision rules – *Remote Sensing of Environment*, Pages : 1369-1379, Vol. 115

Gatelli F., Monti Guamieri A., Parizzi F., Pasquali P., Prati C., and Rocca F. (1994) – The Wavenumber Shift in SAR Interferometry – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 855-865, Vol. 32

Ghiglia D. C., and Romero L. A. (1994) – Robust two-dimensional weighted and unweighted phase unwrapping that uses fast transforms and iterative methods – *Journal of the Optical Society of America A*, Pages: 107-117, Vol. 11

Goldstein R. M., and Werner C. L. (1998) – Radar interferogram filtering for geophysical applications – *Geophysical Research Letters*, Pages : 4035-4038, Vol. 25

He C., Liao Z., Yang F., Deng X., and Liao M. (2012) – A novel linear feature detector for SAR images – *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Pages : 1-9

Hedman K., Stilla U., Lisini G., and Gamba P. (2010) – Road Network Extraction in VHR SAR Images of Urban and Suburban Areas by Means of Class-Aided Feature-Level Fusion – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 1294-1296, Vol. 48

Hellwich O., Mayer H., and Winkler G. (1996) – Detection of Linear Structures in Synthetic Aperture Radar (SAR) Scenes – *ISPRS Archives, 18<sup>th</sup> ISPRS Congress on Theory and Algorithms (Commission III)*, Vienna, Austria, 9-19 July

Henderson F. M., and Lewis A. J. (1998) – Principles and Applications of Imaging Radar – *Manual of Remote Sensing, 3<sup>rd</sup> Edition, Vol. 2, New York, USA*

Hepner G. F., Houshmand B., Kulikov I., and Bryant N. (1998) – Investigation of the Integration of AVIRIS and IFSAR for Urban Analysis – *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Pages : 813-820, Vol. 64

Hovanessian S. A. (1980) – Introduction to Synthetic Array and Imaging Radars – *Artech House, Dedham*

Hu H., and Ban Y. (2012) – Multitemporal RADARSAT-2 ultra-fine beam SAR data for urban land cover classification – *Canadian Journal of Remote Sensing*, Pages : 1-11, Vol. 38

Huber R., and Lang K. (2001) – Road extraction from high resolution airborne SAR using operator fusion – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium on Scanning the Present and Resolving the Future*, Sidney, Australia, 9-13 July

Izadi M., and Saeedi P. (2012) – Three-Dimensional Polygonal Building Model Estimation From Single Satellite Images – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 2254-2272, Vol. 50

Kim N. (2011) – 2.5D reconstruction of building from very high resolution SAR and optical data using object oriented image analysis – *M.Sc. Thesis, University of Twente, Enschede, The Netherlands*

Lee J. S., and Pottier E. (2009) – Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications – *CRC Press, Boca Raton, USA*

Lefevre S., Weber J., and Sheeren D. (2007) Automatic Building Extraction in VHR Images Using Advanced Morphological Operators – *Joint Urban Remote Sensing Event, Paris, France, 11-13 April*

Li Z., and Bethel J. (2008) – Image Coregistration in SAR Interferometry – *ISPRS Archives, 21<sup>th</sup> Congress, International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Beijing, China*

Lisini G., Tison C., Tupin F., and Gamba P. (2006) – Feature Fusion to Improve Road Network Extraction in High-Resolution SAR Images – *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Pages : 217-221, Vol. 3



Lopes A., Nezry E., Touzi R., and Laur H. (1993) – Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images – *International Journal of Remote Sensing*, Pages : 1735-1758, Vol. 14

Lotte R. G., Sant'Anna S. J. S., and Almeida C. M. (2013) – Roads centre-axis extraction in airborne SAR images: an approach based on active contour model with the use of semi-automatic seeding – *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Workshop, Hannover, Germany, 21-24 May*

Madsen S. N. (1993) – Topographic Mapping Using Radar Interferometry: Processing Techniques – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 246-256, Vol. 31

MDA (2009) – RADARSAT-2 Product Description – MDA, RN-SP-52-1238, Issue 1/6

Moreira A. (2013) – Synthetic Aperture Radar (SAR) : Principles and Applications – *ESA, 4<sup>th</sup> Advanced training course in land remote sensing, Harokopio University, Athens, Greece, 1-5 July*

Moreira A., Prats-Iraola P., Younis M., Krieger. G., Hajnsek I., and Papathanasiou K. (2013) – A tutorial on Synthetic Aperture Radar – *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, Pages : 6-43, Vol. 1

Negri M., Gamba P., Lisini G., and Tupin F. (2006) – Junction-aware extraction and regularization of urban networks in high-resolution SAR images – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 2962-2971, Vol. 44

Ouchi K. (2013) – Recent Trend and Advance of Synthetic Aperture Radar with Selected Topics – *Remote Sens.*, Pages : 716-807, Vol. 5

Perciano T., Tupin F., Hirata Jr. R., and Cesar Jr. R. M. (2016) – A two-level Markov random field for road network extraction and its application with optical, SAR, and multitemporal data – *International Journal of Remote Sensing*, Pages : 3584-3610, Vol. 37

Raney R. K. (1998) – Radar fundamentals: technical perspective – *Book : Principles and Applications of Imaging Radar, Authors : Henderson F. M. and Lewis A. J., Manual of Remote Sensing, 3<sup>rd</sup> Edition, Vol. 2, New York, USA, Pages : 9-130*

Richards M. A. (2007) – A Beginner's Guide to Interferometric SAR Concepts and Signal Processing – *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, Pages: 5-29, Vol. 22

Rosen P. A., Hensley S., Joughin I. R., Li F. K., Madsen S. N., Rodriguez E., and Goldstein R. M. (2000) – Synthetic Aperture Radar Interferometry – *Proceedings of the IEEE*, Pages : 333-382, Vol. 88

Saati M., Amini J., and Maboudi M. (2015) – A Method for Automatic Road Extraction of High Resolution SAR Imagery – *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, Pages : 697-707, Vol. 43

Schmitt, M., Magnard C., Stanko S., Ackermann C., and Stilla U. (2013) – Advanced High Resolution SAR Interferometry of Urban Areas with Airborne Millimetrewave Radar – *Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation*, Pages : 603–617, Number 6, Vol. 2013

Sefercik U.G., Yastikli N., and Dana I. (2013) – DEM extraction in urban areas using high-resolution TerraSAR-X imagery – *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, Pages : 279-290, Vol. 42

Sefercik U.G. (2013) – Productivity of TerraSAR-X 3D data in urban areas: a case study in Trento – *European Journal of Remote Sensing*, Pages : 597-612, Vol. 46

Sportouche H., Tupin F., and Denise L. (2011) – Extraction and Three-Dimensional Reconstruction of Isolated Buildings in Urban Scenes from High-Resolution Optical and SAR Spaceborne Images – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 3932-3946, Vol. 49

Soergel U., Thoennessen U., Gross H., and Stilla U. (2000) – Segmentation of interferometric SAR data for building detection – *ISPRS Archives, 19<sup>th</sup> ISPRS Congress on Sensors, Platforms and Imagery (Commission I), Amsterdam, The Netherlands, 16-23 July*

Soergel U., Thoennessen U., and Stilla U. (2003) – Reconstruction of buildings from interferometric SAR data of built-up areas – *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Workshop, Munich, Germany, 17-19 Sept.*

Soergel U. (2010) – Radar Remote Sensing of Urban Areas – *Remote Sensing and Digital Image Processing*

Steger C. (1998) – An Unbiased Detector of Curvilinear Structures – *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Pages : 113-125, Vol. 20

Stilla U., Soergel U., and Thoennessen G. (2003) – Potential and limits of InSAR data for building reconstruction in built-up areas – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Pages : 113-123, Vol. 58

Stilla U., and Hedman K. (2005) – Road extraction from high resolution multi aspect SAR images – *International Union of Radio Science, 28<sup>th</sup> General Assembly, New Delhi, India, 23-29 Oct.*

Sun N., Zhang J. X., Huang G. M., Zhao Z., and Lu L. J. (2013) – Review of road extraction methods from SAR image – *35<sup>th</sup> International Symposium on Remote Sensing of Environment, Beijing, China, 22–26 April*

Tack F., Goossens R., and Buyuksalih G. (2009) – Semi-automatic city model extraction from tri-stereoscopic VHR satellite imagery – *ISPRS Archives, Object Extraction for 3D City Models, Road Databases and Traffic Monitoring: Concepts, Algorithms and Evaluation, Paris, France, 3-4 Sept.*

Takeuchi S., Oguro Y., and Suga Y. (2004) – Improvement of DEM quality derived by interferometric SAR by using multiple baseline data pairs – *35<sup>th</sup> COSPAR Scientific Assembly, Paris, France, 18-25 July*

Thiele A., Cadario E., Schulz K., Thonnessen U., and Soergel U. (2007) – Building Recognition From Multi-Aspect High-Resolution InSAR Data in Urban Areas – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 3583-3593, Vol. 45

Tison C. (2004) – Interférométrie RSO à haute résolution en milieu urbain : application au calcul de MNS urbain – *Mémoire de thèse, Télécom ParisTech, Paris, France*

Tison C., Tupin F., and Maître H. (2004) – Extraction of urban elevation models from high resolution interferometric SAR images – *EUSAR, 5<sup>th</sup> conference, Ulm, Germany, 25-27 May*

Tison C., Tupin F., and Maître H. (2007) – A Fusion scheme for joint retrieval of urban height map and classification from high-resolution interferometric SAR images – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 496-505, Vol. 45

Toutin T. (2000) – State-of-the-art of elevation extraction from satellite SAR data – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Pages : 13-33, Vol. 55

Tupin F., Houshmand B., and Datcu M. (2002) – Road Detection in Dense Urban Areas Using SAR Imagery and the Usefulness of Multiple Views – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 2405-2414, Vol. 40

Tupin F. (2003) – Extraction of 3D information using overlay detection on SAR images – *GRSS/ISPRS, 2<sup>nd</sup> Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, Berlin, Germany, 22-23 May

Vincent L. (1998) – Minimal path algorithms for the robust detection of linear features in gray images – *ISMM, 4<sup>th</sup> international symposium on Mathematical Morphology and its Applications to Image and Signal Processing*, Amsterdam, The Netherlands, 3-5 June

Wessel B., Wiedemann C., and Ebner H. (2003) – The Role of context for Road Extraction from SAR Imagery – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Toulouse, France, 21-25 July

Wiedemann C., Heipke C., Mayer H., and Jamet O. (1998) – Empirical evaluation of automatically extracted road axes – *Book : Empirical Evaluation Methods in Computer Vision*, Authors : Bowyer K. J. and Phillips P. J., IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, USA, Pages : 172-187

Wittke S., Karila K., Puttonen E., Hellsten A., Auvinen M., and Karjalainen M. (2017) – Extracting urban morphology for atmospheric modeling from multispectral and SAR satellite imagery – *ISPRS Archives, Workshop, Hannover, Germany*, 6-9 June

Wood D., McNairn H., Brown R. J., and Dixon R. (2002) – The effect of dew on the use of RADARSAT-1 for crop monitoring: Choosing between ascending and descending orbits – *Remote Sensing of Environment*, Pages : 241-247, Vol. 80

Xu J., He X., and Xu K. (2009) – Statistical characterization and modeling of high resolution COSMO/SkyMed SAR images over urban areas – *Joint Urban Remote Sensing Event, Shanghai, China*, 20-22 May

Xu W, and Cumming I. (1996) – A region-growing algorithm for InSAR phase unwrapping – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Pages : 124-134, Vol.

Zamparelli V., Agram P. S., and Fornaro G. (2014) – Estimation and Compensation of Phase Shifts in SAR Focusing of Spotlight Data Acquired With Discrete Antenna Steering – *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Pages : 1921-1925, Vol. 11

Zhang Y., Sun X., Diao W., Wang C., Xu G., and Wang H. (2016) – Model selection for high resolution InSAR coherence statistics over urban areas and its application in building detection – *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Beijing, China, 10-15 July*

Zhao L., Zhou X., and Kuang G. (2013) – Building detection from urban SAR image using building characteristics and contextual information – *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, Pages : 1-16