

Extraction des structures linéaires à partir des images satellitaires  
à très haute résolution pour l'aide à la gestion des catastrophes  
majeures

par

Moslem OULED SGHAIER

THÈSE PRÉSENTÉE À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION  
DU DOCTORAT EN GÉNIE  
Ph. D.

MONTRÉAL, LE 28 AVRIL 2017

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE  
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Moslem Ouled Sghaier, 2017



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette oeuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'oeuvre n'ait pas été modifié.

## **PRÉSENTATION DU JURY**

**CETTE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉE**

**PAR UN JURY COMPOSÉ DE:**

M. Richard Lepage, Directeur de Thèse  
Génie de la production automatisée, École de technologie supérieure

M. François Brissette, Président du Jury  
Génie de la construction, École de technologie supérieure

M. Jacques-André Landry, membre du jury  
Génie de la production automatisée, École de technologie supérieure

M. Yacine Bouroubi, Examineur Externe  
Scientifique en chef en observation de la Terre, Effigis Géo-Solutions Inc

M. Karem Chokmani, Examineur Externe Indépendant  
Centre eau terre et environnement, Institut national de la recherche scientifique

**ELLE A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC**

**LE "6 AVRIL 2017"**

**À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE**



## AVANT-PROPOS

Le tout a commencé à la fin de 2012 avec l'initiation d'un projet de recherche intitulé "télé-détection pour les catastrophes majeures" qui avait comme objectif de développer des algorithmes efficaces et rapides pour l'analyse d'images satellitaires à très haute résolution spatiale captées lors de catastrophes majeures. Il a été financé en partie par une subvention de recherche et développement coopérative accordée par le conseil de recherche en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG) en partenariat avec la compagnie montréalaise Effigis Géo-solutions inc qui a financé l'autre partie du projet. C'est dans ce cadre que s'inscrit cette thèse qui vise à résoudre le problème de détection des routes endommagées suite à un désastre. Les trois premières années passées au sein du laboratoire d'imagerie, de vision et d'intelligence artificielle (LIVIA) de l'École de technologie supérieure (ÉTS) ont été consacrées à développer la méthodologie conçue pour résoudre le problème d'extraction des routes à partir des images optiques à très haute résolution et à évaluer leurs dommages.

Il était clair depuis le début du projet qu'il n'y aurait pas assez de temps pour s'attarder à l'intégration des images radar dans le processus de gestion des catastrophes et qu'il fallait se concentrer sur une problématique précise pour pouvoir apporter une contribution à ce qui existait déjà dans la littérature. Pourtant, après avoir terminé la première partie de ce travail, l'aspect radar est réapparu à la surface avec une opportunité de stage au sein de l'équipe de Vision et imagerie affiliée au centre de recherche informatique de Montréal. Le stage a commencé en septembre 2015 et portait sur l'extraction des rivières en utilisant des images RADARSAT-2 afin de mettre à jour la base de données hydrologiques du Canada, puis, en raison des résultats prometteurs obtenus, il s'est étendu pour couvrir l'extraction des zones inondées en se basant sur des données radar. Durant cette période, les concepts de base de l'acquisition des images radar et les caractéristiques de ces images ont été explorés en profondeur. Ceci a donné lieu à plusieurs publications scientifiques et a poussé vers l'intégration de l'aspect radar dans un chapitre à part de la thèse. Plusieurs approches pour la gestion des catastrophes en se basant sur les données satellitaires ont été élaborées dans ce doctorat, mais il faut être conscient qu'il reste d'autres aspects non encore exploités et qui nécessitent plus de recherche dans cette optique.



*À la mémoire de ma mère*



## REMERCIEMENTS

Merci à toutes les personnes qui ont contribué à l'aboutissement de cette thèse.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur Richard Lepage, professeur titulaire à l'École de technologie supérieure de Montréal (ÉTS), pour avoir encadré et dirigé mes recherches. J'aimerais également lui dire à quel point j'ai apprécié sa grande disponibilité et son respect sans faille des délais serrés de relecture des documents que je lui ai soumis. Enfin, j'ai été extrêmement sensible à ses qualités humaines d'écoute et de compréhension tout au long de ce travail doctoral. Merci aux membres du jury, Messieurs François Brissette, Jacques-André Landry, Yacine Bouroubi et Karem Chokmani, pour avoir accepté de juger ce travail. Vos remarques et appréciations ont contribué à améliorer la qualité du document.

Je remercie chaleureusement Monsieur Samuel Foucher, chercheur senior et directeur de l'équipe Vision et imagerie, ainsi que les autres membres de l'équipe VISI du centre de recherche informatique de Montréal (CRIM) pour m'avoir accueilli au sein de leur équipe. Je leur suis également reconnaissant pour le temps conséquent qu'ils m'ont accordé, leurs qualités pédagogiques et scientifiques, leur franchise et leur sympathie. J'ai beaucoup appris à leur côté.

Merci à ma famille pour le soutien de toute nature dont j'ai toujours pu bénéficier qui m'a aidé durant cette thèse à voir le bout du tunnel. Merci à ma chère épouse Imen pour son soutien quotidien indéfectible et son enthousiasme à l'égard de mes travaux comme de la vie en général. Merci à mes deux frères Islem et Salim et à mon père Ali, qui m'ont beaucoup soutenu durant ces moments de dur labeur, merci de tout mon cœur pour leurs multiples encouragements à persévérer dans l'effort. Je dédie ce travail aussi à la mémoire de ma mère Orida qui a souhaité me voir docteur, mais qui n'a pas eu assez de temps pour nous partager cette joie.

En terminant, je souhaite remercier mes amis ; Hichem, Idrissa, Isabelle, Anouer, Mohammed, Oussama, Zied, Amine, Wissem, Rached, Fathi, Lucie, pour leur support, leur compréhension et leurs encouragements.



# EXTRACTION DES STRUCTURES LINÉAIRES À PARTIR DES IMAGES SATELLITAIRES À TRÈS HAUTE RÉOLUTION POUR L'AIDE À LA GESTION DES CATASTROPHES MAJEURES

Moslem OULED SGHAIER

## RÉSUMÉ

Durant les dernières décennies, le domaine de la télédétection et de l'imagerie satellitaire a connu un intérêt accru auprès de plusieurs gouvernements et organisations nationales et internationales. Cet intérêt apparaît dans le nombre énorme de satellites de télédétection qui gravitent autour de la Terre. Les capteurs installés sur ces satellites offrent chaque jour des images de plus en plus précises de différentes régions de la Terre pour combler divers besoins : cartographie, mise à jour des bases de données géographiques et détection des changements. Parmi ces différents champs d'application, nous nous intéressons à la gestion des catastrophes dans lesquelles la télédétection contribue à l'amélioration de la réponse des équipes de secours et à l'organisation des efforts de recherche. Quand une catastrophe se produit, la télédétection est souvent le seul moyen de voir ce qui se passe sur le terrain. Il est très utile de savoir si les routes sont praticables afin de diriger les équipes de secours sur le terrain et gagner du temps qui compte pour sauver des vies et limiter les dégâts. C'est dans ce contexte que s'inscrit cette thèse qui vise à élaborer une méthode efficace et opérationnelle pour l'extraction des structures linéaires et l'évaluation de leurs dommages suite à une catastrophe majeure. Selon la nature des données utilisées en entrée, deux différentes approches sont proposées pour résoudre les problèmes d'extraction des dommages des routes à partir des images optiques et l'identification des zones inondées à partir des images radar, respectivement. La première approche se base principalement sur l'analyse multiéchelle en beamlets pour extraire les segments candidats à partir de la liste des contours de l'image dans un premier temps, puis la relation spatiale entre les segments extraits à partir des différentes échelles est utilisée pour reconstruire le réseau routier. Finalement, la théorie des fonctions de croyance est appliquée pour identifier la nature des changements en utilisant le raisonnement évidentiel multidimensionnel. La deuxième approche présente une nouvelle technique pour extraire les zones inondées à partir des images radar basée sur la combinaison des mesures de texture locales calculées en chaque pixel de l'image et sur des connaissances globales associées à la forme de l'objet d'intérêt. Puis une étape de détection de changement basée sur la logique floue est appliquée afin d'identifier les régions inondées. Les deux approches proposées ont été testées sur des images optiques du satellite GeoEye-1 du tremblement de terre qui a eu lieu en Haïti en 2010 et des images radar des inondations de la rivière Richelieu en 2011, acquises par le satellite RADARSAT-2. Les résultats des études expérimentales démontrent la robustesse et l'efficacité des deux approches décrites.

**Mots clés:** Détection des structures linéaires, gestion des catastrophes majeures, analyse multiéchelle, identification des dommages



# LINEAR STRUCTURES EXTRACTION FROM VERY HIGH RESOLUTION SATELLITE IMAGES TO SUPPORT MAJOR DISASTERS MANAGEMENT

Moslem OULED SGHAIER

## ABSTRACT

In recent decades, the field of remote sensing and satellite imaging has experienced growing interest among many national and international governments and organizations. This interest appears in the huge number of remote sensing satellites orbiting the earth. The sensors on these satellites provide daily increasingly accurate images of different regions of the Earth to fulfill various needs : mapping, updating geographic databases and change detection. Among these different fields of applications, we are interested in disaster management in which remote sensing contributes to improving the response of rescue teams and the organization of search efforts. When disaster strikes, remote sensing is often the only way to see what is happening on the ground. It is very useful to know if roads are accessible to guide rescue teams on the ground and save time that counts in saving lives and limiting damages. This thesis aims at developing an efficient and operational method for extracting linear structures and assessing their damage following a major disaster. Depending on the kind of the data used as inputs, two different approaches are presented to solve the problems of extracting road damage from optical images and identifying flooded areas from radar images, respectively. The first approach is mainly based on the beamlets multiscale analysis to first extract segments candidates from the list of image edges, and then the extraction, at different scales, of spatial relationship between segments is used to rebuild the road network. Finally, the theory of belief functions is applied to identify the nature of the changes using the multidimensional evidential reasoning. The second approach introduces a new technique to extract the flooded areas from radar images based on the combination of local texture measurements computed in each pixel of the image and on the global knowledge associated to the shape of the object of interest. Lastly, change detection based on fuzzy logic is applied to identify flooded areas. The two proposed approaches were tested on optical satellite imagery GeoEye-1 of the earthquake that hit Haiti in 2010 and on radar images of the Richelieu river flood in 2011, acquired by the RADARSAT-2 satellite. The results of experimental studies demonstrate the robustness and effectiveness of the two described approaches.

**Keywords:** Linear structures detection, major disasters management, multiscale analysis, damages identification



## TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRDUCTION .....	1
Problématique .....	2
Objectif principal de la thèse .....	4
Objectifs spécifiques .....	4
Hypothèses .....	5
Plan de la thèse .....	6
Contributions de la thèse .....	7
CHAPITRE 1 CHARTE INTERNATIONALE ESPACE ET CATASTROPHES MAJEURES .....	9
1.1 Introduction .....	9
1.2 Vue d'ensemble de la Charte .....	10
1.2.1 Historique .....	10
1.2.2 Processus d'activation de la Charte .....	11
1.2.3 Organisations et organismes membres de la Charte et ressources satellitaires disponibles .....	14
1.2.4 Collaboration entre les différents membres de la Charte .....	16
1.3 Statistiques et exemples d'activations récentes .....	17
1.3.1 Statistiques de la Charte .....	17
1.3.2 Exemples d'activations récentes de la Charte .....	20
Les inondations de Louisiane aux États-Unis .....	20
Les inondations au Soudan .....	21
1.3.3 Exemples d'activations liées à des catastrophes majeures .....	22
Le tremblement de terre d'Haïti .....	22
Le tsunami de l'océan Indien .....	24
Le séisme au Chili .....	25
1.4 Rôle du Canada dans la Charte internationale .....	26
1.5 Types de cartes produites et les méthodes utilisées dans la détection et l'évaluation des dommages .....	28
1.5.1 Types de cartes produites .....	28
Carte de dommages basée sur une évaluation grossière des dégâts .....	28
Carte de dommages basée sur une évaluation détaillée des dégâts .....	29
1.5.2 Les méthodes utilisées dans la détection et l'évaluation des dommages .....	29
L'interprétation visuelle des images satellitaires .....	29
L'extraction des dommages en se basant sur les approches semi-automatique .....	30
1.6 Conclusion .....	31

CHAPITRE 2	EXTRACTION DES STRUCTURES LINÉAIRES ET IDENTIFICATION DE LEURS DOMMAGES	33
2.1	Introduction	33
2.2	Prétraitement et correction des distorsions radiométriques et géométriques	34
2.2.1	Sources de distorsions radiométriques	35
	Les erreurs d'instrumentation	35
	Les effets de l'atmosphère	36
	Les effets de la courbe du rayonnement solaire	38
2.2.2	Sources de distorsions géométriques	39
	L'effet de la rotation de la Terre	39
	Les effets de la variation dans la vitesse et l'altitude du satellite	40
2.2.3	Recalage et élimination du bruit	40
2.2.4	Correction des distorsions radiométriques	43
	Correction des erreurs d'instrumentation	43
	Correction des effets de l'atmosphère	44
	Correction des effets de la courbe du rayonnement solaire	44
2.2.5	Correction des distorsions géométriques	45
	Correction de l'effet de la rotation de la Terre	45
	Correction de l'effet de la variation dans la vitesse et l'altitude du satellite	46
2.3	Propriétés des structures linéaires dans les images satellitaires	47
2.4	Classification des méthodes d'extraction des structures linéaires à partir des images satellites à très haute résolution	48
2.5	État de l'art des méthodes d'extraction des structures linéaires	49
2.5.1	Les méthodes locales	49
	Les approches basées sur la morphologie mathématique	50
	Les approches basées sur la détection des contours	53
	Les approches basées sur l'analyse de la texture	55
	Les approches basées sur la classification pixellique	57
2.5.2	Les méthodes globales	59
	Les approches basées sur la transformée de Hough	60
	Les approches basées sur la classification orientée objet	62
2.5.3	Les approches hybrides : l'analyse multiéchelle	64
2.5.4	Résumé des approches existantes	66
2.6	Une revue de littérature relative à l'identification et l'évaluation des dommages des structures linéaires à l'aide des images satellitaires	67
2.6.1	Mise en contexte	67
	Définition	67
2.6.2	La détection de changement dans le cadre des images satellitaires	68
	Méthode basée pixel et noyau	68
	Méthodes basées texture	69
	Méthodes basées structure	71

2.7	Une revue de littérature relative à l'identification et l'évaluation des dommages des structures linéaires .....	73
2.7.1	Identification des dommages .....	74
2.7.2	Évaluation des dommages .....	78
2.8	Conclusion .....	82
<b>CHAPITRE 3 EXTRACTION DES ROUTES ET ÉVALUATION DE LEURS DOMMAGES LORS D'UN TREMBLEMENT DE TERRE .....</b>		
3.1	Introduction .....	83
3.2	La transformée en beamlets pour la détection des routes .....	83
3.2.1	Terminologie et notations de base .....	84
	Le quadrillage .....	84
	L'échelle .....	85
	Les sommets .....	86
3.2.2	La transformée en beamlets .....	86
	Cas d'une fonction continue .....	87
	Cas d'une fonction discrète .....	87
3.2.3	Exploitation de la transformée en beamlets .....	88
	La pyramide de beamlets .....	89
	Le graphe de beamlets .....	89
3.2.4	La méthode proposée .....	90
	Prétraitement .....	93
	Application de la transformée en beamlets .....	95
	Élagage de la pyramide en beamlets .....	96
	L'identification des axes de la route .....	96
	La reconstruction du réseau routier .....	98
3.3	Appariement entre images satellitaires .....	99
3.4	L'évaluation des dommages des routes basées sur l'analyse de la texture .....	101
3.4.1	La transformée en ondelettes et l'analyse de la texture .....	103
	La transformée en ondelettes .....	103
	La transformée en ondelettes pour l'analyse multiéchelle de la texture .....	106
3.4.2	La méthodologie proposée .....	107
	Segmentation multiéchelle combinant la technique de la ligne de partage des eaux et la transformée en ondelettes .....	109
	L'identification des changements en utilisant la divergence de Kullback-Leibler .....	111
	Le calcul du vecteur caractéristique et l'identification de l'orientation dominante .....	112
	Application de la théorie des fonctions de croyance pour la classification .....	114
	Identification de la nature du changement à travers la fusion multitemporelle .....	117

3.5	Expérimentation et résultats .....	118
3.5.1	Données utilisées .....	119
3.5.2	Extraction des routes .....	120
	Présentation des résultats .....	120
	Évaluation des résultats .....	124
	Comparaison avec des travaux existants .....	129
3.5.3	Identification des dommages .....	131
	Présentation des résultats .....	131
	Évaluation des résultats obtenus .....	134
	Comparaison avec des approches existantes .....	136
3.5.4	Discussion .....	140
3.6	Conclusion .....	142
CHAPITRE 4 IDENTIFICATION DES RIVIÈRES À PARTIR DES IMAGES		
RADAR POUR L'AIDE À LA GESTION DES INONDATIONS .....		
		143
4.1	Introduction .....	143
4.2	Les images RSO : concepts de base et caractéristiques .....	144
4.2.1	Fondement physique des images RSO .....	144
	La polarisation d'une onde .....	144
	Rétrodiffusion et rugosité .....	146
4.2.2	Caractéristiques des images RSO .....	147
	Caractéristiques radiométriques .....	147
	Caractéristiques géométriques .....	148
4.2.3	Différents types de données RSO .....	149
4.3	Analyse de la texture dans les images RSO .....	151
4.3.1	Les statistiques du premier ordre .....	151
4.3.2	Les statistiques du second ordre et matrice de cooccurrence .....	152
4.3.3	Le spectre de puissance .....	153
4.3.4	Analyse multiéchelle de la texture .....	155
	Filtre de Gabor .....	155
	Les ondelettes .....	156
4.4	Extraction des rivières à partir des images radar .....	157
4.4.1	La méthode proposée .....	157
	Vue d'ensemble .....	157
	Identification des objets homogènes basée sur l'analyse de la	
	texture .....	159
	Élimination du bruit .....	163
	Suivi de la structure de la rivière .....	166
	Filtrage des lacs et extraction des rivières .....	167
4.5	Détection des zones inondées à partir des images radar .....	168
4.5.1	La méthodologie proposée .....	168

	Adaptation de la technique d'extraction des rivières pour la résolution de la problématique d'extraction des inondations .....	171
	Fusion floue des descripteurs de texture pour l'identification des zones inondées .....	172
4.6	Expérimentation et résultats .....	175
4.6.1	Données utilisées .....	175
4.6.2	Extraction des rivières .....	176
	Présentation des résultats .....	176
	Évaluation des résultats .....	179
	La première métrique .....	179
	La seconde métrique .....	181
	La complexité de notre algorithme .....	183
	Comparaison avec la technique des contours actifs et le seuil d'Otsu .....	185
	Comparaison avec la méthode décrite dans Klemenjak <i>et al.</i> (2012) .....	188
4.6.3	Identification des zones inondées .....	192
	Présentation des résultats .....	192
	Évaluation des résultats obtenus .....	194
4.6.4	Discussion .....	197
4.7	Conclusion .....	200
	CONCLUSION GÉNÉRALE .....	201
	RECOMMANDATIONS .....	207
	ANNEXE 1 : INTRODUCTION À LA BIBLIOTHÈQUE DE TRAITEMENT D'IMAGES SATELLITAIRES ORFEO TOOLBOX (OTB) : INSTALLATION ET CRÉATION DES APPLICATIONS SUR Quantum GIS (QGIS) .....	213
	BIBLIOGRAPHIE .....	229



## LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 0.1	Contributions de cette thèse..... 8
Tableau 1.1	Tableau récapitulatif des membres de la Charte et des ressources satellitaires disponibles..... 14
Tableau 2.1	Tableau récapitulatif des différents travaux et approches d'extraction des structures linéaires ..... 66
Tableau 2.2	Tableau contenant les critères de classification des dégâts des routes tiré de Li <i>et al.</i> (2010)..... 79
Tableau 3.1	Les spécifications du satellite GeoEye-1 .....120
Tableau 3.2	Résultats obtenus par application de nos mesures de qualité.....126
Tableau 3.3	La performance des deux méthodes d'extraction de routes .....131
Tableau 3.4	Résultats obtenus par application de nos mesures de qualité.....134
Tableau 3.5	Comparaison de notre méthode avec les approches existantes .....139
Tableau 4.1	Les spécifications du satellite RADARSAT-2.....176
Tableau 4.2	Les résultats de l'évaluation des performances de notre approche dédiée pour l'extraction des rivières en utilisant la première métrique.....180
Tableau 4.3	Les résultats de l'évaluation des performances de notre approche dédiée pour l'extraction des rivières en utilisant la deuxième métrique.....183
Tableau 4.4	Les résultats de la comparaison des performances de notre algorithme pour l'extraction des rivières avec le seuil d'Otsu et les contours actifs en utilisant la première métrique .....187
Tableau 4.5	Les résultats de la comparaison des performances de notre algorithme pour l'extraction des rivières avec l'approche de Klemenjak <i>et al.</i> (2012) en utilisant la première métrique .....190
Tableau 4.6	La matrice de confusion calculée à partir de la première zone d'étude .....195

Tableau 4.7	La matrice de confusion calculée à partir de la deuxième zone d'étude .....	197
Tableau 4.8	La matrice de confusion calculée à partir de la troisième zone d'étude .....	197

## LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Le logo de la Charte ..... 10
Figure 1.2	Processus d’activation de la Charte, tirée du site de la Charte (Étapes du processus d’activation) ..... 12
Figure 1.3	Taux d’activations par catastrophe (Novembre 2010 à janvier 2015), tirée du site de la Charte ..... 18
Figure 1.4	Nombre d’activations par année, tirée du site de la Charte ..... 18
Figure 1.5	Distribution des activations, tirée d’une présentation de Yana Gevorgyan et Stephen Briggs disponible sur le site de la <i>Secure Word Foundation (SWF)</i> ..... 19
Figure 1.6	Images acquises avant et après les inondations de Louisiane, tirée d’un article sur le site nytimes qui porte sur les inondations de Louisiane ..... 20
Figure 1.7	Carte représentant les dommages causés par les inondations au Soudan, tirée du site de la Charte (inondations au Soudan) ..... 21
Figure 1.8	Quelques bâtiments endommagés dans la ville de Port-au-Prince, tirée d’un article sur le site planete gaia (sismologie) ..... 22
Figure 1.9	Exemple de carte de dommages générée lors du tremblement de terre d’Haïti, tirée du site de la Charte (tremblement de terre d’Haïti) ..... 23
Figure 1.10	La zone affectée par le tsunami est délimitée par le cercle jaune, tirée de la présentation de Dan G.Blumberg intitulée <i>Processing remote sensing data for solving environmental problems</i> ..... 24
Figure 1.11	Récupération des franges d’interférence générées en se basant sur des images SENTINEL-1A du séisme au Chili, tirée du site du projet INSARAP (les données sont disponibles dans les formats KMZ et GeoTiff ) ..... 25
Figure 2.1	Exemple de ligne manquante, tirée du site de ressources naturelles Canada (ressources éducatives sur la géomatique) ..... 36
Figure 2.2	Effet de la l’atmosphère sur le spectre solaire, tirée de Richards (2013) ..... 37

Figure 2.3	Les deux types de diffusions résultantes du passage du rayonnement solaire par l'atmosphère, tirée de Richards (2013).....	37
Figure 2.4	Effet de la courbe du rayonnement solaire et de l'atmosphère, tirée de Richards (2013) .....	38
Figure 2.5	Les effets de la variation dans la vitesse et l'altitude du satellite, tirée de Richards (2013). .....	40
Figure 2.6	Spectre du rayonnement solaire, tirée de Wikipédia .....	45
Figure 2.7	Les opérateurs morphologiques de base, tirée de Rolf Ingold, university of Fribourg 2006 .....	50
Figure 2.8	Les résultats de la détection des routes, tirée de Mohammadzadeh <i>et al.</i> (2006) .....	52
Figure 2.9	Approche proposée par Jinxin <i>et al.</i> (2006) .....	54
Figure 2.10	Résultat de l'application de la méthode de Sun & Mao (2011) sur une image RSO. ....	55
Figure 2.11	Résultat de l'approche décrite dans Mena & Malpica (2005) .....	56
Figure 2.12	Résultats de l'extraction des routes pour les sites 1 et 2 .....	58
Figure 2.13	Les résultats de la détection des routes, tirés du travail de Herumurti <i>et al.</i> (2013). ....	61
Figure 2.14	Utilisation des périmètres comme des germes pour la croissance de région. ....	62
Figure 2.15	Résultats de l'extraction des routes par application de la méthode proposée dans Shackelford & Davis (2003) .....	63
Figure 2.16	Une route perçue à différentes échelles. ....	64
Figure 2.17	Résultat de la simulation obtenue par Salari dans Salari & Zhu (2012) .....	65
Figure 2.18	Deux images en niveaux de gris caractérisées par deux textures distinctes et deux histogrammes identiques, tirées de la thèse Germain (1997) .....	70
Figure 2.19	(a) L'image de test (b) Résultat de la segmentation de l'image . ....	75

Figure 2.20	Identification des dommages : (a) des bâtiments et (b) des routes (à partir d'une deuxième zone de l'image d'entrée) . . . . .	75
Figure 2.21	Le résultat de l'application de la technique décrite dans Sohn <i>et al.</i> (2005) . . . . .	76
Figure 2.22	Résultat de la technique proposée dans Haghghattalab <i>et al.</i> (2010) : la couleur rouge décrit les routes non praticables et la couleur bleue désigne celles praticables. . . . .	77
Figure 2.23	(a) Région des dommages (b) Affectation des dommages à des classes d'évaluation. . . . .	79
Figure 2.24	Les étapes de l'algorithme proposé par Skakun <i>et al.</i> (2014) pour estimer la fréquence relative des inondations. . . . .	80
Figure 2.25	Approche proposée par Rastiveis <i>et al.</i> (2015) . . . . .	81
Figure 3.1	les divisions récursives de l'image et la notion de blocs dyadiques . . . . .	84
Figure 3.2	La notion de multiéchelle dans la transformée en beamlets . . . . .	85
Figure 3.3	Les sommets dans les 4 premières échelles . . . . .	86
Figure 3.4	L'interpolation d'un beamlet par application de l'algorithme de Bresenham . . . . .	88
Figure 3.5	Décomposition en pyramide de beamlets de la carte des contours, tirée de Yudin <i>et al.</i> (2007) . . . . .	90
Figure 3.6	Les étapes de l'algorithme d'extraction des routes . . . . .	92
Figure 3.7	Application de la transformée en beamlets . . . . .	96
Figure 3.8	La reconstruction du réseau routier en se basant sur la cinquième étape de notre algorithme : (a) Cas de beamlets connectés (b) Cas de beamlets non connectés . . . . .	99
Figure 3.9	La différence entre la distance euclidienne et la mesure de similarité de Hausdorff, tirée de la thèse de Manolova (2011) . . . . .	101
Figure 3.10	La décomposition en ondelettes d'un signal continu . . . . .	104
Figure 3.11	La décomposition en ondelettes d'une image à l'échelle $j$ , HL, LH, HH, représentent les trois images de détails à chaque échelle	

	caractérisées par les directions horizontale, verticale et diagonale, LL décrit les coefficients de basse fréquence.....	105
Figure 3.12	Les étapes de l’algorithme de détection et d’évaluation des dommages des routes .....	108
Figure 3.13	Les étapes de la segmentation multiéchelle de l’image .....	110
Figure 3.14	Les étapes de l’algorithme de détection et d’évaluation des dommages des routes .....	117
Figure 3.15	L’épicentre du séisme est situé tout près de Port-au-Prince, tirée d’un article publié sur le site web academic .....	119
Figure 3.16	Les résultats de l’application de la méthodologie proposée sur les images de test. ....	122
Figure 3.17	Les résultats obtenus par application de la transformée en beamlets sur une zone rurale.....	123
Figure 3.18	Le principe de la méthode d’évaluation.....	124
Figure 3.19	Le temps d’exécution de l’algorithme proposé .....	127
Figure 3.20	L’évolution du nombre de beamlets en fonction de la taille de l’image .....	128
Figure 3.21	Comparaison entre les résultats de la méthode proposée et la méthode de Coulibaly <i>et al.</i> (2014) : (a,b,c) représentent la zone d’étude 1 : région urbaine, la zone d’étude 2 : région rurale, et la zone d’étude 3 : région périurbaine, respectivement, et leurs vecteurs routes associés (d,e,f). Le résultat de l’application de la méthode de Coulibaly <i>et al.</i> (2014) sur les trois zones de test est montré dans (g,h,i), et (j,k,l) décrivent les résultats de notre méthode proposée. ....	130
Figure 3.22	Résultats de l’application des différentes étapes de notre approche .....	132
Figure 3.23	Comparaison de notre technique avec des approches existantes .....	135
Figure 4.1	Cas d’une polarisation elliptique, tirée de la thèse de Comblet (2005) .....	144
Figure 4.2	Les quatre mécanismes de rétrodiffusion .....	147
Figure 4.3	Mode d’acquisition latérale du capteur RSO .....	149

Figure 4.4	Les différentes directions possibles pour l'analyse de texture .....	152
Figure 4.5	Résultat de l'application de la transformée en ondelettes sur une image radar, tiré de Gupta & Gupta (2007).....	156
Figure 4.6	Schéma général de l'approche proposée .....	158
Figure 4.7	L'image RSO de la rivière Jacques-Cartier utilisée en entrée (L'échelle approximative de la figure est 1 : 40 000 et la taille de la région d'intérêt est $7.5 \times 5.5 \text{ km}^2$ ).....	159
Figure 4.8	Illustration du concept des lignes de direction .....	160
Figure 4.9	Application de la mesure de texture SFS-SD sur l'image d'entrée .....	162
Figure 4.10	Le résultat de l'application de l'opérateur morphologique d'ouverture par des chemins .....	165
Figure 4.11	Le schéma général de l'étape de suivi de la structure de la rivière .....	166
Figure 4.12	Le résultat de la phase de filtrage des lacs obtenu par application de l'algorithme de <i>Rotating Calipers</i> .....	167
Figure 4.13	Schéma général de la méthode proposée pour identifier les zones inondées .....	169
Figure 4.14	Images RADARSAT-2 acquises avant et après les inondations de la rivière Richelieu et obtenues dans le cadre de l'initiative de recherche sur les applications scientifiques et opérationnelles - Éducation (SOAR-E) .....	170
Figure 4.15	Résultat de l'application de la mesure de texture SFS-SD .....	171
Figure 4.16	Le résultat de l'application de l'opérateur morphologique d'ouverture par des chemins .....	172
Figure 4.17	Les trois fonctions d'appartenance floue associées aux trois classes de l'image .....	174
Figure 4.18	La couleur jaune désigne le bassin du lac Champlain et de la rivière Richelieu tirée de Wikipédia .....	175
Figure 4.19	Le résultat de la méthode proposée pour l'extraction des rivières.....	177
Figure 4.20	Une illustration de la deuxième métrique.....	182

Figure 4.21	Le temps d'exécution en fonction de la taille de l'image .....	184
Figure 4.22	Les résultats obtenus par application du seuil d'Otsu et les contours actifs .....	186
Figure 4.23	Le résultat de la méthode proposée par Klemenjak <i>et al.</i> (2012) .....	189
Figure 4.24	Les résultats obtenus par application de notre approche pour l'extraction des zones inondées (la zone en bleu clair qui désigne la surface de la rivière et la zone en bleu foncé désigne l'étendue de l'inondation) .....	193
Figure 4.25	Les images du satellite EO-1/ALI utilisées dans l'expérimentation .....	195

## LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ASC	Agence spatiale canadienne
ASE	Agence spatiale européenne
Charte	Charte internationale Espace et catastrophe majeure
CNES	Centre national d'études spatiales (France)
DKL	Divergence de Kullback-Leibler
DLR	Agence spatiale allemande
DMC	<i>Disaster monitoring constellation</i> : Constellation de gestion des catastrophes
ÉTS	École de Technologie Supérieure
GDAL	<i>Geospatial Data Abstraction Library</i>
GIO EMS	<i>GIO Emergency Management Service</i> : Service de Cartographie d'Urgence Copernicus GIO
JERS	<i>Japan Earth Resources Satellite</i>
LIDAR	<i>Light detection and ranging</i> : Télédétection par laser
LIVIA	Laboratoire d'imagerie, de vision et d'intelligence artificielle
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i> : L'Administration nationale de l'aéronautique et de l'espace (États-Unis)
ONU	L'organisation des Nations unies
ORFEO	<i>optical and radar federated earth observation</i>
OTB	Boîte à outils Orfeo
PDF	<i>Probability density function</i> : Fonction de densité de probabilité
QGIS	Système d'information géographique libre et open source
REM	Raisonnement évidentiel multidimensionnel
ROC	<i>Receiver operating characteristic</i> : Caractéristique de fonctionnement du récepteur

XXX

RSO	Radar à synthèse d'ouverture
SFS-SD	<i>Structural feature set - Standard Deviation</i>
SIG	Système d'information géographique
SIFT	<i>Scale-invariant feature transform</i> : Transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle
SLC	<i>Single Look Complex</i> : Complexe à visée simple
SVM	Séparateur à vaste marge
SPOT	Système probatoire d'observation de la Terre (CNES - France)
TOC	Transformée en ondelettes continue
TOD	Transformée en ondelettes discret
THR	Très haute résolution (spatiale)
TF	Transformée de Fourier
TFI	Transformée de Fourier Inverse
UNISPACE	<i>United Nations Conference on the Exploration and Peaceful Uses of Outer Space</i>
UNOSAT	Programme opérationnel pour les applications satellitaires de l'institut des Nations unies pour la formation et la recherche
ZKI	Zentrum für Satellitengestützte Kriseninformation : Centre d'information de crise basée sur l'imagerie satellitaire (Allemagne)

## LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

<b>BetP</b>	Le maximum de la probabilité pignistique
$\chi$	L'angle d'ellipticité
$\lambda$	La longueur d'onde
$\theta$	Les hypothèses définies par la théorie des fonctions de croyances
$\Theta$	Le cadre de discernement de la théorie des fonctions de croyances
$\mathcal{O}$	La complexité algorithmique
$\psi$	La fonction mère de la transformée en ondelettes
$\Psi$	L'onde polarisée
<b>T<sub>f</sub>(b)</b>	La transformée en Beamlets d'une fonction continue
$\vec{E}$	Le vecteur champ électrique
$\emptyset$	L'ensemble vide
$\oplus$	La règle conjonctive de combinaison de Dempster
$\wedge$	Le ET logique
<b>RVB</b>	Rouge, Vert, Bleu
<b>TSL</b>	Teinte, Saturation, Luminance



## INTRODUCTION

Durant les trente dernières années, le nombre de catastrophes n'a pas cessé d'augmenter allant de 300 catastrophes/an en 1980 à 1000 catastrophes/an de nos jours. De ce fait, plusieurs pays et organisations nationales et internationales ont été impliqués dans l'effort international qui vise à : fournir l'information nécessaire sur l'ampleur des désastres, faciliter l'intervention des équipes de secours lors d'une catastrophe majeure et synchroniser l'effort international afin d'apporter l'aide nécessaire aux régions sinistrées. En réalité, lors d'une catastrophe majeure, il est très difficile pour un humain d'évaluer la situation sur le terrain et d'y avoir accès, d'où l'utilité de l'information fournie par les images satellitaires dans l'organisation d'une réponse rapide et efficace, afin d'orienter les équipes de secours à l'aide des cartes de dégâts et d'identifier les voies de communication encore opérationnelles pour apporter l'aide nécessaire.

La télédétection occupe souvent une place primordiale dans l'élaboration d'une chaîne de risque rapide et efficace vu qu'elle permet aux autorités d'identifier les zones d'intérêts et d'évaluer la situation en peu de temps après la catastrophe Gitas *et al.* (2008), Thomas *et al.* (2007). Cela a poussé plusieurs pays à lancer leurs propres satellites et améliorer la résolution spatiale des capteurs embarqués à bord des satellites. Une telle amélioration a été accompagnée d'une augmentation exponentielle de la taille des images satellitaires qui est passée de quelques kilooctets à des gigaoctets, ce qui rend la tâche du photo-interprète de plus en plus difficile. Ceci nécessite l'automatisation de l'opération d'évaluation des dégâts des structures linéaires et de l'identification des routes praticables, pour permettre de gagner du temps précieux dans ces situations.

C'est dans ce cadre que s'inscrit cette thèse qui vise à élaborer une chaîne de traitements efficaces et opérationnels pour l'extraction des structures linéaires et l'évaluation des dégâts subis par les voies de communication suite à une catastrophe majeure. Il est décisif après un désastre d'avoir une idée préliminaire sur les zones les plus touchées et d'évaluer la sévérité de la situation afin de fournir l'aide nécessaire et de faire une estimation sommaires des pertes. Nous nous intéressons en particulier à deux catastrophes majeures : 1- le tremblement de terre qui eu a lieu à Haïti le 12 janvier 2010. Avec une magnitude de 7,0 sur l'échelle de Richter, cette ca-

tastrophe a eu lieu dans l'un des pays les plus pauvres du monde et a causé la mort de 300.000 personnes et plus d'un million de personnes déplacées ; 2- les inondations du lac Champlain et de la rivière Richelieu qui ont frappé le Québec en 2011. Ces inondations sont considérées comme l'un des phénomènes météorologiques les plus dévastateurs qui ont frappé le Canada en 2011 vu qu'elles ont causé des dommages importants à 6.000 hectares de terres agricoles et ont touché près de 3000 maisons et chalets. Ces événements peuvent être considérés comme étant des cas de catastrophes extrêmes pour les dommages générés et pour la grande quantité d'observations satellitaires faites durant ces désastres. Plusieurs images acquises par le satellite radar RADARSAT-2 et le satellite optique GeoEye-1 avant et après ces catastrophes sont utilisées pour extraire les dommages causés par l'impact de ces deux désastres en se basant sur les techniques décrites dans cette thèse. Les résultats obtenus montrent la robustesse des méthodes proposées face au bruit et leur efficacité comparé aux approches existantes.

## **Problématique**

Le problème d'extraction des structures linéaires à partir des images satellitaires à très haute résolution est un problème très discuté Mohammadzadeh *et al.* (2006), Chaudhuri *et al.* (2012), Jinxin *et al.* (2006), Sun & Mao (2011), Mena & Malpica (2005), Zhang & Lin (2010), Zhu *et al.* (2015), Herumurti *et al.* (2013), Wei & Feng (2016), Shackelford & Davis (2003), Naouai *et al.* (2011) et Salari & Zhu (2012) vu la variété radiométrique et structurelle de ces objets recherchés dans l'image. En effet, les structures linéaires sont caractérisées par une réponse radiométrique qui varie d'une ville à une autre et d'une région à une autre, dépendamment du couvert bitumineux utilisé dans la construction, ce qui rend la caractérisation radiométrique des ces structures une tâche très compliquée. Dans le cas des images radar, il existe plusieurs objets de réponse radiométrique similaire et la présence du bruit radar appelé chatoiement rend impossible la caractérisation radiométrique des structures linéaires. Du point de vue forme, les structures linéaires dans les images satellitaires ne gardent pas une forme droite, mais plutôt une forme non régulière, caractérisée parfois par des courbures locales. En plus de ces contraintes en relation avec les caractéristiques propres à ces objets, la présence d'occlusions sur les bords

de la route ou de la rivière comme les ponts, les arbres ou l'ombre des bâtiments provoquent des discontinuités dans la structure de l'objet d'intérêt et empêche l'interprétation de la forme globale détectée.

Avant de pouvoir détecter les changements entre les images de l'avant et de l'après-catastrophe, il est nécessaire d'effectuer plusieurs traitements afin de corriger les erreurs liées aux différentes prises de vue, différences entre les capteurs utilisés, conditions d'observations et d'éclairages et s'assurer que les images traitées correspondent à la même scène d'intérêt. Lors d'une catastrophe majeure, le temps est très précieux, les algorithmes existants et conçus pour la détection des voies de communication ou l'identification des décombres des édifices se trouvent en face d'images non traitées, bruitées et difficiles à traiter. Cela produit des erreurs dans la détection des dommages subis par l'infrastructure et génère un ratio de fausses alarmes élevé. Ceci pousse les photo-interprètes dans certaines situations à revenir à la méthode traditionnelle et à utiliser l'interprétation visuelle qui coûte un temps précieux.

Un autre problème que nous devons envisager dans cette thèse est la détection de changement qui représente un problème très courant en traitement d'images en général et en imagerie satellitaire en particulier. Elle est définie comme étant le processus d'analyse des images satellitaires multitemporelles acquises à partir de la même région géographique pour identifier le changement. Cette définition très vague inclut les changements causés par la modification de l'occupation du sol et les changements originant d'une catastrophe. Malheureusement, il n'existe pas une technique capable de détecter directement les changements causés par la catastrophe et de les caractériser, il est donc important de passer par une détection de l'ensemble des changements issus de la comparaison des deux images, puis de distinguer les changements causés par l'impact de la catastrophe, ce qui n'est pas une tâche évidente.

Diverses contraintes sont aussi imposées par le cadre de cette thèse et qui concernent le temps d'exécution de l'algorithme, qui devrait être raisonnable afin qu'il garantisse une réponse efficace et rapide. La précision des résultats et les performances élevées des algorithmes développés sont aussi importantes, car des expériences passées ont montré que dans le cadre d'une

catastrophe, l'ajout sur la carte des dommages d'une information incertaine peut causer une perte énorme en temps précieux et donne une fausse estimation de l'ampleur de l'événement.

### **Objectif principal de la thèse**

L'objectif principal de cette thèse est d'évaluer les dommages aux structures linéaires suite à une catastrophe majeure afin d'aider les photointerprètes dans le processus de génération des cartes de dégâts acheminées vers les autorités et les équipes de secours et utilisées dans l'organisation des opérations de sauvetage. Lors d'un désastre, l'infrastructure de la zone sinistrée subit des dommages de degrés variés. Notre but consiste à définir une évaluation précise et rapide de la situation des structures linéaires qui permette d'atteindre les victimes et d'apporter les premiers secours dans le cas des tremblements de terre et de déterminer les limites de l'étendue de l'eau dans le cas des inondations. Afin de réaliser cet objectif, nous nous trouvons dans l'obligation de passer par certains objectifs spécifiques qui permettront à leur tour d'atteindre l'objectif principal de cette thèse.

### **Objectifs spécifiques**

Les différents objectifs secondaires que nous visons dans ce travail de thèse sont :

- Développer une méthode robuste pour extraire les routes en minimisant les fausses alarmes. Il est en effet plus facile pour un photo-interprète lors du traitement d'une image issue d'une catastrophe d'ajouter des routes non détectées par l'algorithme que de supprimer des objets qui n'appartiennent pas à la classe route, mais détectés comme telle ;
- Proposer un algorithme dédié pour l'identification des rivières à partir des images radar à synthèse d'ouverture caractérisé par une faible sensibilité au chatoiement et capable de distinguer les rivières à partir d'autres objets de formes similaires comme les routes et de dimensions similaires comme les lacs ;
- Détecter les changements subis par le réseau routier et identifier les routes non praticables. En effet, les équipes de secours n'ont pas seulement besoin d'indications sur les routes

touchées par le désastre, mais d'une information claire sur l'état de chaque route et de son accessibilité ;

- Délimiter précisément l'étendue des inondations en se basant sur une comparaison entre les zones d'eau identifiées à partir des images de l'avant et de l'après-catastrophe et générer une carte détaillée indiquant les zones inondées ;
- Fournir un outil de traitement d'images permettant à notre partenaire industriel (Effigis Géo Solutions) de fournir une réponse rapide et efficace quand ses services sont mandatés par le gouvernement ou les organismes responsables ;
- Contribuer à l'enrichissement de la plateforme de traitement d'images satellitaires *Optical and Radar Federated Earth Observation toolbox (OTB)* Christophe & Inglada (2009) par intégration d'un module dédié pour l'évaluation des dégâts des structures linéaires : la plateforme OTB est une collection de fonctions de télédétection en logiciel libre. Nous voudrions ajouter des fonctionnalités à OTB afin de lui donner la possibilité d'identifier le réseau routier et les rivières suite à une catastrophe de type tremblement de terre ou inondation et évaluer les dégâts. Le produit final sera capable de distinguer les routes praticables indépendamment de la zone d'étude ou de la nature des routes que présente la région sinistrée et d'identifier avec précision les plans d'eau et l'étendue des inondations.

## Hypothèses

La réalisation des objectifs mentionnés dépend de la validité des hypothèses suivantes :

- **Première hypothèse :** nous supposons que les images utilisées dans le cadre de cette thèse ont déjà été prétraitées et recalées, et que les distorsions radiométriques, géométriques et atmosphériques ont été corrigées. Nous voudrions souligner que malgré le fait que la plupart des approches développées dans ce travail sont robustes par rapport à la plupart de ces distorsions mentionnées, cette étape reste importante et inévitable. Les techniques employées pour éliminer ces distorsions sont discutées en détail dans le deuxième chapitre, mais nous ne traitons pas ce problème dans la partie méthodologie puisqu'il fait partie des tâches accomplies par notre partenaire industriel Effigis.

- **Deuxième hypothèse :** cette thèse s'inscrit dans le cadre de la *Charte internationale : Espace et catastrophes majeures* Bessis *et al.* (2004), ce qui implique que nous nous intéressons aux catastrophes supportées par la Charte comme les tremblements de terre et les inondations. Cela implique aussi que nous devrions respecter une contrainte sur le temps d'exécution des algorithmes qui ne devrait pas excéder six heures (la durée moyenne nécessaire pour générer une carte de dommage manuellement par un photointerprète).
- **Troisième hypothèse :** les images radar et optiques utilisées pour l'évaluation des dommages ont été acquises peu de temps après la catastrophe, puisque nous nous intéressons particulièrement à la phase de réponse dans le cycle de gestion des catastrophes et non pas aux phases de mitigation ou de préparation. Aussi les données d'archives ne datent pas de plus d'un ou deux ans pour avoir une bonne idée sur l'occupation du sol peu de temps avant la catastrophe.

### **Plan de la thèse**

La présente thèse s'organise en quatre chapitres : le premier chapitre est consacré à la présentation de la Charte internationale espace et catastrophes majeures qui constitue le cadre applicatif de cette thèse. Le processus d'activation de la Charte, ainsi que le rôle des différents intervenants sont décrits en détail. Ce chapitre aborde aussi les statistiques d'activation de la Charte durant ces quinze dernières années et cite quelques exemples d'activations majeures.

Le deuxième chapitre dresse une synthèse bibliographique des différentes méthodes d'extraction des structures linéaires à partir des images satellitaires optiques à très haute résolution en précisant les avantages et les inconvénients de chaque famille d'approches dans le but de situer ce travail de thèse par rapport aux approches existantes et justifier le choix de la méthodologie adoptée. La deuxième partie de cette revue de littérature s'intéresse à la mise en contexte du problème d'évaluation des dommages par rapport à la problématique de détection de changements. Les différentes distorsions radiométriques, géométriques et atmosphériques qui touchent les images satellitaires sont aussi présentées dans ce chapitre et les techniques généralement utilisées pour corriger ces problèmes sont exposées et expliquées en détail.

La méthodologie adoptée pour résoudre le problème d'extraction du réseau routier et l'évaluation de ses dommages suite à un tremblement de terre est décrite dans le troisième chapitre. Basée sur la transformée multiéchelle en beamlets, l'approche introduite dans ce chapitre réalise une décomposition multiéchelle de la carte des contours extraite à partir de l'image d'entrée pour identifier les candidats routes dans un premier temps, puis reconstruit le réseau routier par agrégation des beamlets identifiés à des échelles inférieures. La deuxième étape d'évaluation des dommages vise à identifier les dégâts sur la surface de la route par application d'une segmentation basée sur la transformée en ondelettes et la segmentation par ligne de partage des eaux. Une liste des objets qui ont subi un changement est générée en utilisant la divergence de Kullback-Leibler et la théorie des fonctions de croyance est appliquée pour distinguer les changements dus à la catastrophe. Une étude expérimentale complète est réalisée sur des images acquises avant et après le tremblement de terre d'Haïti.

Le quatrième chapitre expose la technique mise en oeuvre pour extraire des zones d'eau en cas d'inondation. Une méthode basée sur la combinaison d'un descripteur local de texture et des connaissances globales sur la forme de l'objet d'intérêt est introduite pour résoudre le problème d'extraction des rivières à partir des images radar à synthèse d'ouverture. La logique floue est aussi employée dans le but d'identifier le changement qui caractérise l'étendue d'eau causée par les inondations. Une analyse quantitative et qualitative menée sur des données satellitaires acquises lors des inondations de la rivière Richelieu est par la suite exposée.

Le dernier chapitre est consacré à la conclusion générale qui rappelle brièvement les différentes approches proposées dans cette thèse et présente les perspectives visées dans nos travaux futurs. Une liste des recommandations issues de cette thèse est dressée, par la suite, dans le but de tirer des conclusions à partir de ce travail et supporter par conséquent l'usage de la télédétection en tant qu'outil incontournable pour l'aide à la gestion des catastrophes.

### **Contributions de la thèse**

Le tableau 0.1 résume les contributions principales de cette thèse.

Tableau 0.1 Contributions de cette thèse

Titre	Conférence ou journal	Référence	Sections
Road Extraction From Very High Resolution Remote Sensing Optical Images Based on Texture Analysis and Beamlet Transform	IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (JSTARS), 2016	Sghaier & Le-page (2016)	2.3, 2.4, 2.5, 3.2, 3.5
A novel approach toward rapid road mapping based on beamlet transform	IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014	Sghaier <i>et al.</i> (2014)	2.3, 2.4, 2.5, 3.2, 3.5
Road extraction from high resolution remote sensing image using multiresolution in case of major disaster	IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014	Coulibaly <i>et al.</i> (2014)	2.3, 2.4, 2.5, 3.2, 3.5
Change detection using multiscale segmentation and Kullback-Leibler divergence: Application on road damage extraction	8th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (Multi-Temp), 2015	Sghaier & Le-page (2015b)	2.7, 2.8, 3.4, 3.5
Road damage detection from VHR remote sensing images based on multiscale texture analysis and dempster shafer theory	IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015	Sghaier & Le-page (2015a)	2.7, 2.8, 3.4, 3.5
River extraction from high-resolution SAR images combining a structural feature set and mathematical morphology	IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (JSTARS), 2016	Sghaier <i>et al.</i> (2016a)	2.3, 2.4, 2.5, 4.4, 4.6
Combination of texture and shape analysis for a rapid rivers extraction from high resolution SAR images	IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2016	Sghaier <i>et al.</i> (2016b)	2.3, 2.4, 2.5, 4.4, 4.6

## CHAPITRE 1

### CHARTRE INTERNATIONALE ESPACE ET CATASTROPHES MAJEURES

#### 1.1 Introduction

Peu importe leur origine naturelle ou humaine, les catastrophes majeures partagent en commun leur impact dévastateur et dramatique sur les vies humaines, l'environnement et les infrastructures. Des désastres de grande ampleur comme les inondations, les tremblements de terre ou encore les feux de forêt constituent une vraie catastrophe humanitaire nécessitant l'intervention non seulement des autorités locales, mais aussi des organismes et des organisations nationales vu leur ampleur et leur étendue. Plusieurs initiatives ont été lancées en faveur de la collaboration mondiale visant à unir les efforts et à renforcer la capacité de réponse aux catastrophes majeures. Parmi elles, la Charte internationale espace et catastrophes majeures qui offre un cadre opérationnel pour la réponse aux catastrophes majeures. La Charte se distingue des autres mécanismes mis à la disposition des pays sinistrés en favorisant l'utilisation de données satellitaires. En réalité, lors d'une catastrophe majeure, il est très difficile pour un humain d'évaluer la situation sur le terrain et d'y avoir accès, d'où l'utilité de l'information fournie par les images satellitaires dans l'organisation d'une réponse rapide et efficace pour orienter les équipes de secours à l'aide des cartes de dégâts et identifier les voies de communication encore opérationnelles pour apporter l'aide nécessaire. La première partie de ce chapitre sera consacrée à la présentation d'une vue d'ensemble de la Charte en spécifiant le processus d'activation, ses différents membres et les ressources satellitaires mis à la disposition. La deuxième partie exposera quelques statistiques de la Charte ainsi que des exemples d'activations récentes. Nous clôturons ce chapitre par une description des différentes cartes de dommages produites et les méthodes employées dans le processus de génération de ces dernières.

## 1.2 Vue d'ensemble de la Charte

### 1.2.1 Historique



Figure 1.1 Le logo de la Charte

L'idée d'initier la Charte internationale espace et catastrophe majeure 1.1 remonte à la conférence UNISPACE III qui a eu lieu à Vienne (Autriche) en juillet 1999 Bessis *et al.* (2004) et Ito (2005). Durant cette conférence, l'intérêt de l'utilisation de la technologie spatiale dans la résolution des problèmes à l'échelle mondiale a été discuté par les participants et des appels à l'établissement d'un cadre officiel de collaboration dans ce domaine ont été lancés. Ces appels ont été concrétisés par l'Agence Spatiale Européenne (ASE) et le Centre Nationale d'Étude Spatiale français (CNES) en juin 2000, en signant la Charte et en offrant la possibilité à d'autres agences spatiales de s'y inscrire. La réponse de l'Agence Spatiale Canadienne (ASC) à cette initiative n'a pas tardé et en octobre 2000, elle s'est jointe à l'ASE et le CNES pour former les trois membres fondateurs. Le but principal était de fournir un mécanisme efficace pour la gestion des catastrophes majeures en fournissant gratuitement des données satellitaires issues des satellites appartenant aux différents membres de la Charte et l'expertise nécessaire pour le traitement de ces images afin d'en tirer profit en cas de catastrophe.

Depuis sa création en 2000, la Charte a continué à accueillir de nouveaux membres pour atteindre, en 2015, 15 membres partagés entre agences spatiales et fournisseurs de données géospatiales. Cette expansion lui a donné accès à de nouvelles ressources satellitaires adéquates pour divers types de catastrophes, comme les capteurs radars utilisés généralement en

cas d'inondation vu leur capacité à pénétrer les nuages et les capteurs optiques efficaces en cas de tremblement de terre. La Charte supporte plusieurs types de catastrophes d'origine naturelle comme les tremblements de terre, les feux de forêt, les inondations, les glissements de terrain, les tsunamis et les éruptions volcaniques et quelques catastrophes d'origine humaine comme les déversements d'hydrocarbures et les accidents industriels. Cependant, les catastrophes à évolution temporelle lente comme la sécheresse ne sont pas supportées parce qu'elles ne sont pas soudaines et elles ne représentent pas un danger sur les vies humaines à court terme. En 2003, l'ONU a eu, à son tour, l'autorisation de déclencher la Charte au nom de ses pays membres et était autorisée à produire elle-même les cartes de dommages si désiré. L'ONU devenait ainsi un partenaire privilégié et important de la Charte. Dans les faits, l'ONU n'est pas un membre officiel du mécanisme, mais elle est autorisée à demander l'activation de la Charte au nom des agences des Nations Unies dans les pays affectés par les catastrophes. D'autres accords avec l'Asie/Pacifique et l'Afrique ont par la suite été signés. C'est depuis 2012 que l'accès universel a été mis en place qui permet à tout pays accrédité d'accéder aux ressources de la Charte.

### **1.2.2 Processus d'activation de la Charte**

La Charte met à la disposition de ses membres un mécanisme d'activation simple et efficace, permettant un accès rapide à ses différents services offerts en tout temps. L'accès à la Charte débute par un appel à un opérateur téléphonique disponible jour et nuit pour répondre aux urgences liées aux catastrophes dans le cadre de la Charte. Seuls les utilisateurs autorisés ont ce privilège et peuvent en tout temps composer ce numéro unique afin de demander la mobilisation des ressources satellitaires associées à la Charte. L'opérateur de la Charte transmet, par la suite, la demande à l'ingénieur d'astreinte qui communique avec les agences spatiales et affecte les ressources spatiales appropriées en fonction de la nature de la catastrophe et la disponibilité des satellites à proximité Saint-Jean (2005). Entre temps, un chef de projet est désigné par le secrétariat exécutif de la Charte ayant comme rôle de poursuivre le travail de l'ingénieur d'astreinte en planifiant l'acquisition d'autres images satellitaires si nécessaire, la coordination

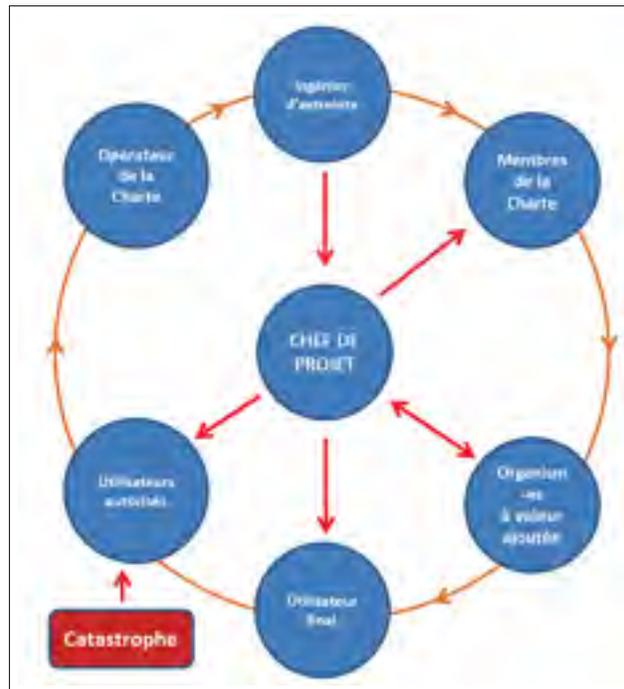


Figure 1.2 Processus d'activation de la Charte, tirée du site de la Charte (Étapes du processus d'activation)

entre les agences spatiales, l'utilisateur final et l'organisme à valeur ajoutée. Il s'assure aussi de la livraison des données appropriées à l'utilisateur final. Des cartes des zones touchées sont finalement produites et sont fournies à l'utilisateur final servant de référence pour les autorités locales dans l'organisation des opérations de secours. La figure 1.2 illustre les différentes étapes du processus d'activation de Charte, nous allons dans ce qui suit décrire avec plus de détails le rôle de chaque intervenant dans ce processus :

- **Rôle des utilisateurs autorisés** : composés généralement des organismes de protection civile, de sauvetage ou de défense, les utilisateurs autorisés, en tant qu'organismes associés à la Charte, ont le droit de la déclencher en tout temps. En cas de catastrophe majeure, ils peuvent demander des images satellitaires des zones sinistrées afin de faciliter leur intervention sur le terrain. Pour activer la Charte, les utilisateurs autorisés disposent du numéro de téléphone confidentiel de l'opérateur de la Charte.
- **Rôle de l'opérateur de la Charte** : ayant comme rôle principal de recevoir les appels en provenance des utilisateurs autorisés, l'opérateur de la Charte s'assure aussi de l'identité

du demandeur et transmet la demande contenant les informations nécessaires à l'ingénieur d'astreinte. Comme il représente l'unique moyen de déclencher la Charte, l'opérateur de la Charte reste à la disposition des utilisateurs autorisés 24 heures sur 24 durant tous les jours de la semaine.

- **Rôle de l'ingénieur d'astreinte** : à la réception de l'information nécessaire sur la catastrophe de la part de l'opérateur de la Charte, l'ingénieur d'astreinte se charge de l'allocation des ressources satellitaires appropriées et de l'élaboration d'un plan d'acquisition préliminaire. C'est à lui aussi de communiquer avec les agences spatiales afin d'obtenir des images d'archives ou planifier des nouvelles acquisitions si nécessaire. La tâche de l'ingénieur d'astreinte nécessite sa disponibilité 24 heures sur 24 durant tous les jours de la semaine pour pouvoir répondre à temps à des situations d'urgence.
- **Rôle des membres de la Charte (les agences spatiales)** : disposant des ressources satellitaires nécessaires pour la gestion des catastrophes, les agences spatiales planifient l'acquisition des images de la zone sinistrée suivant la demande de l'ingénieur d'astreinte. Elles peuvent aussi suggérer l'acquisition d'autres images suivant la nature de la catastrophe et la disponibilité de leurs ressources satellitaires lors de l'événement.
- **Rôle des organismes à valeur ajoutée** : lors de leurs acquisitions, les images satellitaires peuvent subir plusieurs distorsions dues à leur processus de formation. Les organismes à valeur ajoutée jouent un rôle très important dans la formation de ces images à partir des données brutes. Ils disposent de l'expertise nécessaire pour interpréter les images satellitaires et extraire l'information nécessaire sur l'amplitude du désastre et sur les zones les plus touchées. Ces données sont par la suite acheminées à l'utilisateur final afin de l'orienter dans le processus de réponse à la catastrophe.
- **Rôle du chef de projet** : désigné par le secrétariat exclusif de la Charte, le chef de projet complète le rôle de l'ingénieur d'astreinte en recommandant l'acquisition de nouvelles images satellitaires si nécessaire et en confirmant la livraison des données satellitaires à l'utilisateur final. Il choisit l'organisme à valeur ajoutée qui construira les diverses cartes de dommage et se charge aussi de fournir un rapport final décrivant les différentes étapes de l'activation de la Charte au secrétariat exécutif.

### 1.2.3 Organisations et organismes membres de la Charte et ressources satellitaires disponibles

Tableau 1.1 Tableau récapitulatif des membres de la Charte et des ressources satellitaires disponibles

Membre	Ressources satellitaires	Memb. depuis	Type d'image	Résolut.	Tem. de revisite	Type de catastrophe
Agence Spatiale Européenne (ESA)	ERS	2000	Radar	30 m	35 jours	Inondation, tsunamis
	ENVISAT		Mult./Rad.	3km/30m	3 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
	Sentinel-1A		Radar	5m - 25m	12 jours	Inondation, tsunamis
Centre national d'études spatiales (CNES)	SPOT(7)	2000	Pan./Mult.	1,5m/6m	1 jour	Séismes, tempêtes, Ouragans
	Pléiades		Pan./Mult.	0,5m/2m	26 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
	Formosat-2		Pan./Mult.	2m/8m	1 jour	Séismes, tempêtes, Ouragans
Agence Spatiale Canadienne (ASC)	RADARSAT-2	2000	Radar	3m-100m	3 jours	Inondation, tsunamis
Agence Spatiale de l'Inde (ISRO)	IRS	2001	Pan./Mult.	36m/72m	22 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
l'Agence d'observation océanique et atmosphérique des États-Unis	POES	2001	Mult./Rad.	1km/20km	12 heures	Séismes, tempêtes, Ouragans
	GOES		Multispec.	1km-10km	-	Séismes, tempêtes, Ouragans
Commission Nat. Argentine des Activités Spatiales	SAC-C	2003	Pan./Mult.	35m/300m	16 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
Agence d'exploration aérospatiale japonaise	ALOS	2005	Mult./Rad.	2,5m/70km	46 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
Institut d'études géologiques des États-Unis (USGS)	Landsat 8	2005	Multispec.	15m-30m	16 jours	Feux de forêt, éruption volca.
	Quickbird		Pan./Mult.	0,6m/2,4m	1-3 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
	GeoEye-1		Pan./Mult.	0,4m/1,8m	3 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
DMC International Imaging (DMCii)	UK-DMC	2005	Multispec.	30m-40m	14 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
	ALSAT-1		Pan./Mult.	32m	4 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
	NigeriaSat-2		Pan./Mult.	30m/2,5m	2 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
Administration nationale spatiale chinoise (CNSA)	FY, SJ, ZY satellite series	2007	Multispec.	1,1km	12 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
Agence spatiale allemande (DLR)	TerraSAR-X	2012	Radar	1m-800km	11 jours	Inondation, tsunamis
	TanDEM-X		Radar	12m	11 jours	Inondation, tsunamis
Institut coréen de recherche aérospatiale	KOMPSAT-2	2012	Pan./Mult.	1m/4m	3 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
Institut national de recherche spatiale (Brésil)	CBERS-3 & 4	2012	Pan./Mult.	5m/10m	52 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans
Organisation européenne pour l'exploitation de satellites météorologiques	Meteosat and Metop satellite series	2012	Multispec.	2,5km	30 min	Séismes, tempêtes, Ouragans
Agence fédérale spatiale russe (Roscosmos)	RESURS-DK1 KANOPUS-V	2013	Multispec.	1m	6 jours	Séismes, tempêtes, Ouragans

Comme le montre le tableau 1.1, depuis sa création en 2000, plusieurs agences spatiales se sont rapidement jointes aux trois membres fondateurs de la Charte. D'abord, l'agence spatiale de l'Inde et l'agence américaine d'observation océanique et atmosphérique ont joint la Charte en 2001, suivi de la commission nationale des activités spatiales de l'Argentine en 2003. En 2005, trois autres agences spatiales sont devenues membre de la Charte, à savoir l'agence d'exploration aérospatiale japonaise, l'institut d'études géologiques des États-Unis et la constellation de gestion des catastrophes. L'agence spatiale chinoise a joint à son tour la Charte en 2007. Ce n'est qu'en 2012 que l'agence spatiale allemande, l'institut coréen de recherche spatiale, l'institut national de recherche spatiale (Brésil) et l'organisation européenne pour l'exploitation de satellites météorologiques ont rejoint aussi la Charte. Et depuis 2013, l'agence fédérale spatiale russe fait partie de ce mécanisme. Étant donné que le but principal de la Charte est la mise à la disposition des données satellitaires afin de faciliter la gestion des catastrophes majeures, seules les agences spatiales qui possèdent des ressources satellitaires peuvent faire partie de la Charte. Leurs contributions consistent à fournir, sur une base volontaire, des données satellitaires sous forme d'images récemment acquises de la catastrophe, des images d'archives et l'expertise nécessaire pour traiter ces images et en extraire l'information utile.

Ces agences spatiales membres mettent à la disposition de la Charte une multitude de ressources satellitaires permettant l'acquisition des images satellitaires dans toutes les conditions météorologiques, pendant le jour ou la nuit. Les satellites radar comme Radarsat-2, TerraSAR-X et Sentinel-1 sont généralement utilisés dans l'acquisition des images lors d'une inondation ou d'un tsunami, à cause de leur capacité de pénétration à travers le couvert nuageux et la possibilité d'obtenir des images en tout moment de la journée y compris la nuit. Par contre, les capteurs optiques comme Spot-7, GeoEyes-1 et Quickbird sont généralement très utiles en cas de séismes, de tempêtes ou d'ouragans, vu la facilité de l'interprétation des images optiques comparée aux images radar et aussi leur haute résolution spatiale permettant une identification et une évaluation précise des dommages. La Charte bénéficie aussi, depuis 2005, des capacités du capteur infrarouge thermique intégré dans le satellite Landsat. Ce capteur est parfaitement adapté pour fournir des cartes détaillées de zones brûlées par des feux de forêt ou des incen-

dies. La résolution spatiale de ces satellites constitue à son tour une information cruciale dans la gestion des catastrophes majeures. En effet, dépendamment de la nature et de l'amplitude de la catastrophe, une vue d'ensemble de la situation sur le terrain moyennant des satellites à moyenne et à faible résolution est parfois requise. Dans d'autres cas où une information précise sur l'état des infrastructures est demandée, les satellites à très haute résolution sont employés. La variabilité des ressources satellitaires qui font partie de la Charte constitue un avantage permettant l'acquisition des images adéquates pour chaque événement et offrant une meilleure vue de la situation sur le terrain. Le temps de revisite de la même zone géographique est un des aspects les plus importants dans le choix des satellites lors d'une catastrophe majeure. Un satellite comme Radarsat-2, par exemple, est caractérisé par un temps de revisite de 3 jours, une durée très raisonnable comparée à d'autres capteurs radar comme Alos qui offre un temps de revisite de 46 jours. Ces délais de disponibilité des images satellitaires constituent généralement un facteur important dans le choix des ressources satellitaires les plus adéquates en cas de désastre. Ces facteurs justifient l'utilisation de certains satellites pour la gestion des catastrophes, tandis que d'autres sont employés dans d'autres étapes de la gestion des désastres comme la réhabilitation suite à une catastrophe majeure.

#### **1.2.4 Collaboration entre les différents membres de la Charte**

La Charte internationale est principalement basée sur la collaboration et la coordination entre les différentes agences spatiales membres en termes de données satellitaires et de services spatiaux. Cette coordination se manifeste premièrement dans le choix de l'ingénieur d'astreinte. En effet, les agences spatiales assurent en permanence ce poste à tour de rôle. Pendant la période de son engagement, l'ingénieur d'astreinte désigné reste à la disposition de la Charte 24 heures sur 24 afin de répondre aux appels des utilisateurs autorisés lors des situations d'urgence. L'autre volet de cette coopération réside dans la mise à la disposition des données satellitaires gratuitement dans le cadre de la Charte dans le but de fournir l'information utile grâce à la création des cartes de dommages. La disponibilité de ces données sous une base volontaire lors d'un désastre permet à l'ingénieur d'astreinte, et par la suite au chef de projet de dispo-

ser d'une base de données assez complète sous forme d'images d'archive et images actuelles employées dans la génération des cartes de dommages. Les agences spatiales mettent à la disposition de l'ingénieur d'astreinte un logiciel qui lui permet de localiser tous les satellites dont dispose la Charte. Cet outil a été développé dans le cadre des travaux de la Charte et fournit les informations nécessaires concernant la disponibilité des ressources satellitaires à proximité de la région sinistrée.

Généralement, les données satellitaires brutes transmises par les satellites aux stations de réception sont difficiles à interpréter et nécessitent une étape de prétraitement. Les agences spatiales offrent par le billet des organismes à valeur ajoutée un paquet de services spatiaux incluant l'élimination du bruit, la coregistration des images et la création des cartes de dommages. En cas de catastrophe majeure, plusieurs agences spatiales peuvent intervenir pour fournir plusieurs cartes de dommages basées sur leurs différentes ressources satellitaires comme dans le cas du tremblement de terre qui a frappé Haïti en 2010.

### **1.3 Statistiques et exemples d'activations récentes**

#### **1.3.1 Statistiques de la Charte**

En date du 1<sup>er</sup> janvier 2016, la Charte a été activée 484 fois pour répondre à diverses situations d'urgence principalement d'origine naturelle. Comme le montre la figure 1.3, les inondations, les ouragans et les tremblements de terre représentent à elles seules 78% du nombre total d'activations et constituent par conséquent les causes principales du déclenchement de la Charte. D'autres désastres comme les feux de forêt, les éruptions volcaniques et les glissements de terrain occupent la deuxième place avec 16% du nombre total d'activations. Et finalement, les risques liés à la glace et à la neige ne constituent, avec les catastrophes d'origine humaine comme le déversement d'huile, que 6% du nombre total d'activations de la Charte. Les événements météorologiques comme les inondations, les tornades et les ouragans sont à l'origine de plus de 80% des cas d'activations de la Charte durant ces quatre dernières années : 85% en 2012, 84% en 2013, 84% en 2014 et 58% en 2015. Ceci est principalement dû aux mauvaises

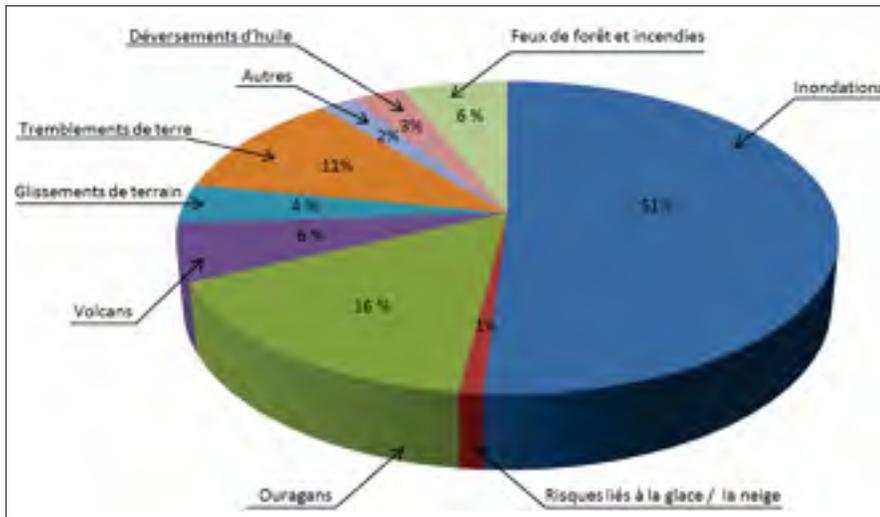


Figure 1.3 Taux d'activations par catastrophe (Novembre 2010 à janvier 2015), tirée du site de la Charte

conditions météorologiques causées par les changements climatiques et aussi à l'intérêt d'utiliser des images satellitaires dans ce genre d'événement vu la difficulté d'évaluer la situation sur le terrain à cause de la présence d'eau. Les inondations sont à l'origine d'un peu plus de 50% des cas d'activations de la Charte et ce sont les pays de l'Amérique du Sud qui sont à la tête de la liste avec 35% en 2015 des activations suite à des catastrophes de type inondation.

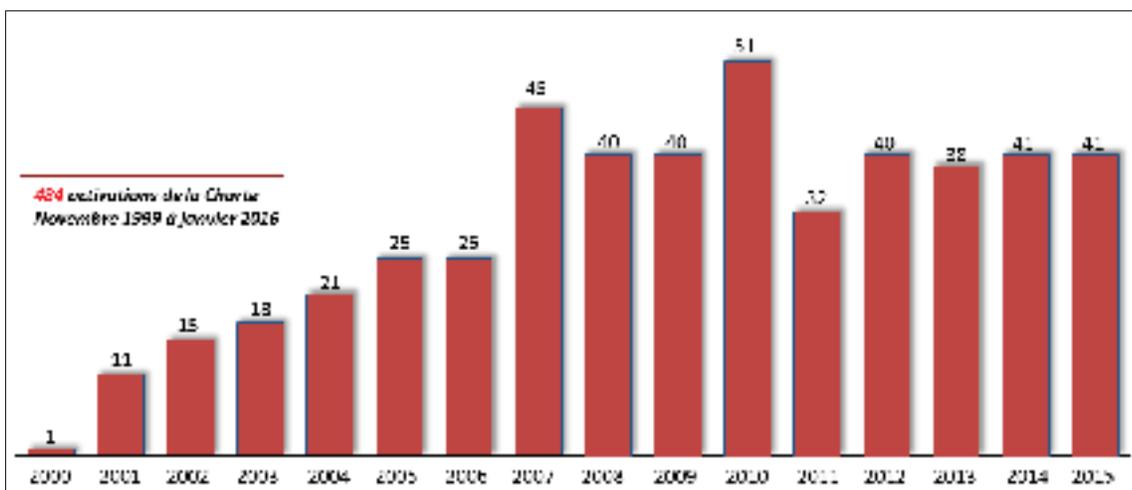


Figure 1.4 Nombre d'activations par année, tirée du site de la Charte

La figure 1.4 représente le nombre d’activations de la Charte par année. Entre les années 2000 et 2006, le nombre d’activations de la Charte a monté de 1 en 2000 pour se stabiliser à 25 en 2005 et 2006. Depuis 2007, ce chiffre a doublé pour atteindre 51 en 2010 tout en gardant un taux moyen de 40 activations par année entre les années 2007 et 2015, malgré la multiplication des événements climatiques extrêmes durant cette période. Ceci est dû à l’apparition de nouveaux organismes en parallèle avec la Charte comme “Sentinel Asie” en Asie et le service de cartographie d’urgence Copernicus GIO (GIO EMS) en Europe. Leur objectif principal est de répondre à des catastrophes de petite ampleur moyennant leurs propres ressources satellitaires. Un accord signé entre ces organismes et la Charte leurs permet de solliciter plus de ressources satellitaires si l’ampleur de la catastrophe nécessite une intervention à l’échelle mondiale.

La Charte a maintes fois montré son utilité dans la gestion des désastres, ceci apparaît dans le nombre accru d’activations durant les dix dernières années. D’ailleurs entre les années 2009 et 2014, la Charte a couvert 14 des 15 catastrophes les plus dévastatrices dans le but d’aider les équipes de secours sur le terrain.



Figure 1.5 Distribution des activations, tirée d’une présentation de Yana Gevorgyan et Stephen Briggs disponible sur le site de la *Secure World Foundation (SWF)*

Constituée de 15 pays membres, la Charte couvre les cinq continents : l'Amérique, l'Afrique, l'Europe, l'Asie et l'Océanie. La figure 1.5 montre sur une carte des cinq continents, l'emplacement et la nature de chaque activation de la Charte entre les années 2000 et 2015. La couleur jaune désigne les catastrophes d'origine tremblement de terre. C'est l'énergie dégagée le long des failles qui séparent les plaques tectoniques qui causent les séismes et les tremblements de terre localisés généralement sur la côte Est de l'Amérique du Sud, l'Europe de l'Est et le Moyen-Orient et l'Asie orientale. Les inondations représentées par la couleur bleue sont causées par les fortes précipitations en hiver ou la fonte de la neige au printemps. La Chine, l'Inde, les États-Unis et l'Amérique latine sont les pays les plus touchés par les inondations causées par les fortes précipitations, tandis que la Sibérie, le Canada et les États-Unis sont les pays les plus touchés par les inondations causées par la fonte de la neige combinée aux précipitations extrêmes au printemps. Le reste des catastrophes est éparpillé aux quatre coins du monde, mais ce sont les pays de l'Amérique du Sud et de l'Asie qui restent en tête de la liste.

### 1.3.2 Exemples d'activations récentes de la Charte

#### Les inondations de Louisiane aux États-Unis



Figure 1.6 Images acquises avant et après les inondations de Louisiane, tirée d'un article sur le site nytimes qui porte sur les inondations de Louisiane

La dernière activation de la Charte, au moment de la rédaction de cette thèse, date du 13 août 2016 suite aux inondations qui ont frappé l'État de Louisiane situé au sud des États-Unis. C'est l'organisation de la Surveillance Géologique des États-Unis (USGS) qui a activé la Charte au nom de l'état de Louisiane, puis le centre de recherche spatiale à l'université de Texas a été chargé de la gestion du projet. Ces inondations ont été principalement causées par des précipitations qui ont provoqué à leur tour la montée du niveau de l'eau (voir figure 1.6). Plus de 20000 personnes ont eu besoin d'être secourues, au moins 13 personnes ont trouvé la mort et 600 000 maisons ont été endommagées. Suite aux débordements de nombreux cours d'eau, la plupart des routes principales et secondaires (100 routes) étaient totalement impraticables. Plusieurs agences spatiales ont mobilisé leurs satellites pour réduire les effets de cette catastrophe, incluant l'agence spatiale canadienne qui par le biais de son satellite radar RADARSAT-2 a fourni des images radar de la zone sinistrée.

### Les inondations au Soudan



Figure 1.7 Carte représentant les dommages causés par les inondations au Soudan, tirée du site de la Charte (inondations au Soudan)

Le 5 août 2016, de fortes pluies ont ravagé le Soudan et en particulier l'État de Khartoum provoquant la mort d'une centaine de personnes à travers le pays, 77 autres blessées dans des accidents liés à de fortes pluies et la destruction de près de 13.000 maisons dans cinq provinces du pays. Ces inondations ont causé la montée du niveau du Nil pour atteindre 17,4 mètres et la fermeture de la plupart des routes principales. Les véhicules chargés de matériel de construction et d'aide humanitaire étaient coincés dans l'État de Kassalam faute de routes praticables. Cette situation catastrophique a poussé les responsables du Programme Opérationnel pour les Applications Satellitaires de l'UNITAR (UNOSAT) à activer la Charte au nom du bureau de la coordination des affaires humanitaires de l'ONU (UNOCHA). Plusieurs cartes de dommages ont été générées en réponse à cet événement en se basant sur les images acquises en utilisant diverses ressources satellitaires : RADARSAT-2, SPOT-6, Sentinel-1, TerraSAR-X, SPOT-7 et Landsat 8. La figure 1.7 montre la carte de dommages produite à partir des images de l'événement acquises par les satellites TerraSAR-X et SPOT-7.

### 1.3.3 Exemples d'activations liées à des catastrophes majeures

#### Le tremblement de terre d'Haïti



Figure 1.8 Quelques bâtiments endommagés dans la ville de Port-au-Prince, tirée d'un article sur le site planete gaia (sismologie)

Le tremblement de terre qui a frappé Haïti le 12 janvier 2010 était l'une des catastrophes naturelles qui touchent régulièrement Haïti (fortes pluies en 2006 et 2009, tempête tropicale en 2008). Mais, le désastre qu'a vécu le pays en janvier 2010 était particulier à tous les niveaux, vu les pertes en vies humaines : 222 570 personnes mortes, 300 000 personnes blessées et 1,3 million personnes déplacées. Quant aux pertes au niveau de l'infrastructure : 97 294 maisons détruites à Port-au-Prince, sans oublier le nombre immense de données satellitaires fournies par les organisations membres de la charte internationale des catastrophes majeures quelques jours après l'événement d'Haïti. Plusieurs organismes de secours ont réagi afin de donner l'aide au peuple haïtien. Parmi ces derniers, nous pouvons citer : l'équipe de sauvetage et recherche internationale chinoise CISAR, l'équipe de coordination et évaluation des catastrophes établies par les Nations unies UNDAC, l'équipe des affaires humanitaires et coordinations attachée aux Nations unies et plusieurs autres organismes ont aidé les autorités haïtiennes à organiser les efforts de secours et ont fourni de l'aide sociale aux familles sans abri. La contribution d'autres organismes était au niveau de la coordination des activités de télédétection.



Figure 1.9 Exemple de carte de dommages générée lors du tremblement de terre d'Haïti, tirée du site de la Charte (tremblement de terre d'Haïti)

Comme l'évaluation des dégâts sur le terrain était impossible dans le cas d'Haïti, la télédétection a joué un rôle très important dans l'évaluation des dommages et l'organisation des efforts de secours. L'institut d'étude géologique des États-Unis constitue l'un des organismes qui ont fourni des informations importantes dans le cas du tremblement de terre d'Haïti. Les experts de l'USGS ont pu fournir une vaste archive d'images, un haut volume de données et ils ont établi des liens de communication avec d'autres organismes et pays membres de la charte internationale. L'expérience acquise au cours de l'événement d'Haïti a montré clairement l'intérêt des images satellites dans l'établissement d'une réponse immédiate et efficace lors d'une situation de crise. La figure 1.9 décrit une carte de dommages qui montre les zones les plus touchées par le tremblement de terre dans la ville de Port-au-Prince.

### Le tsunami de l'océan Indien

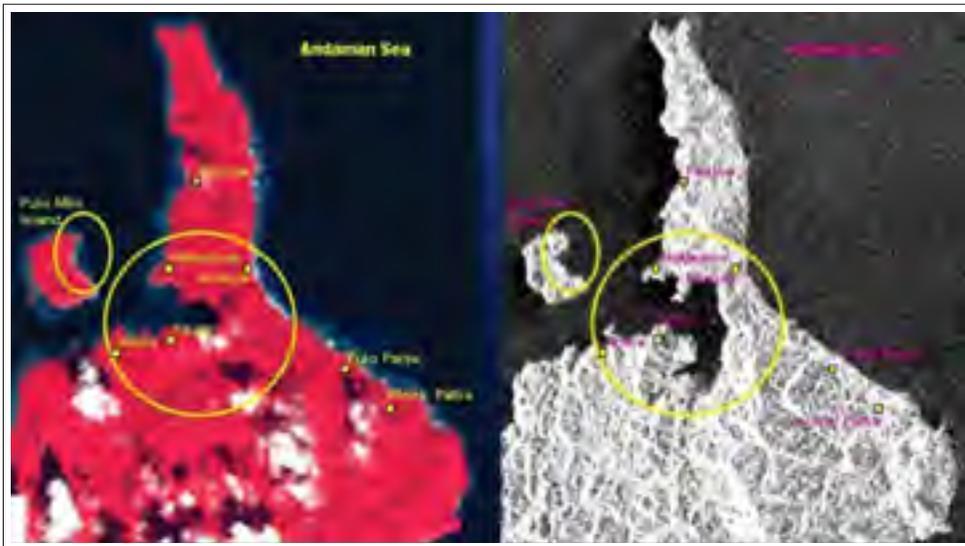


Figure 1.10 La zone affectée par le tsunami est délimitée par le cercle jaune, tirée de la présentation de Dan G.Blumberg intitulée *Processing remote sensing data for solving environmental problems*

Un autre événement aussi dévastateur que le tremblement de terre d'Haïti s'est produit le 26 décembre 2004. Un très fort séisme, de 9,0 magnitude sur l'échelle de Richter, a frappé l'Asie du Sud. L'épicentre a été localisé à 320 km à l'ouest de la ville de Medan, juste au large de la

côte ouest de l'île indonésienne de Sumatra. Peu de temps après le séisme, un tsunami allant jusqu'à plus de 30 mètres de hauteur a frappé l'Indonésie, les côtes du Sri Lanka et du sud de l'Inde, ainsi que l'ouest de la Thaïlande. Plus de 250.000 personnes ont été tuées dont près de 170 000 en Indonésie, 31 000 au Sri Lanka, 16 400 en Inde et 5 400 en Thaïlande. Ce séisme a causé aussi plusieurs répliques qui ont été enregistrées pendant les mois qui ont suivi, parmi elles, deux séismes de magnitude supérieure à 7 sur l'échelle de Richter. La Charte a été activée par l'organisation de la recherche spatiale indienne (ISRO), et peu de temps après la catastrophe des images acquises par les satellites Envisat SAR, IRS-P6 AWiFS, Radarsat SAR, Landsat ETM, SPOT 5 et IRS-1D LISS sont rendues disponibles à travers la Charte aux autorités et aux équipes de secours. La figure 1.10 montre des images acquises par les satellites IRS-P6 AWiFS, et Radarsat SAR.

### **Le séisme au Chili**

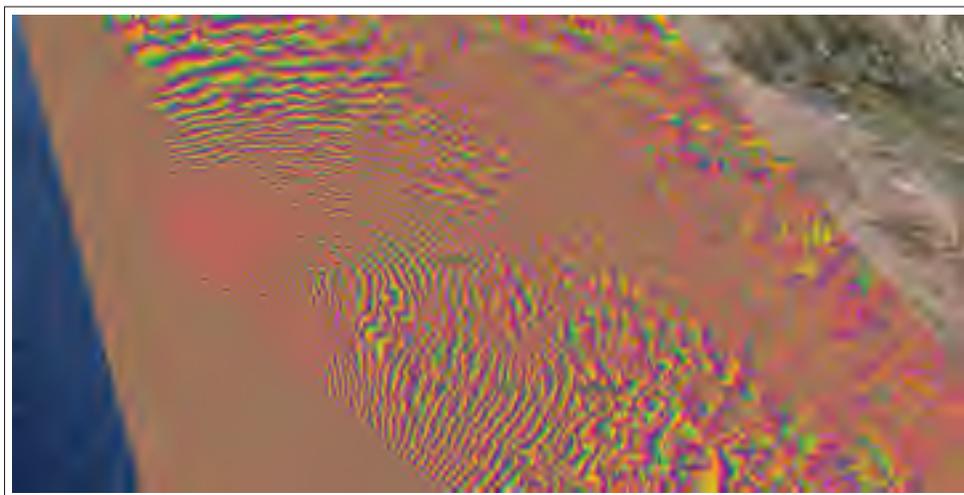


Figure 1.11 Récupération des franges d'interférence générées en se basant sur des images SENTINEL-1A du séisme au Chili, tirée du site du projet INSARAP (les données sont disponibles dans les formats KMZ et GeoTiff )

Le 6 septembre 2015, un séisme de magnitude 8,3 a frappé le centre du Chili, avec un épocentre situé à environ 46 kilomètres au large de la localité côtière d'Illapel. Au moins trente-huit ré-

pliques de magnitude supérieure à 5 sur l'échelle de Richter ont été enregistrées, ce qui a provoqué des tsunamis de 4,5 mètres de hauteur. Le bilan humain et matériel de la catastrophe est : 15 morts, un million de personnes évacuées et 500 maisons ont été endommagées. Le séisme a également été ressenti dans plusieurs régions de l'Argentine, comme Catamarca et Tucuman (nord), Mendoza (ouest) et Cordoba (centre), ce qui a rendu indispensable une évacuation préventive sur toute la côte du pays. La Charte a été activée par l'office national des urgences du Chili (ONEMI) et plusieurs cartes de dommages ont été rapidement produites en se basant principalement sur le satellite radar SENTINEL-1A (voir figure 1.11).

#### **1.4 Rôle du Canada dans la Charte internationale**

En tant que membre fondateur de la Charte internationale, le Canada est aux premiers rangs de la gestion des catastrophes avec son satellite RADARSAT-2 et les produits cartographiques dérivés d'observation de la Terre. Elle met à la disposition de la Charte ses ressources satellitaires afin de contribuer dans l'effort international qui vise à fournir, sur une base volontaire, des images satellitaires dans le but d'alléger les effets des désastres. Pratiquement, les données RADARSAT-2 sont utilisées dans la plupart des activations de la Charte pour produire des cartes de dommages, ce qui montre clairement l'implication et le support du Canada pour cette initiative.

La Charte a été activée 13 fois durant ces 16 dernières années par le Canada, avec en moyenne une activation par an pour répondre à des catastrophes de type inondation ou feu de forêt. Ce taux d'activation est relativement faible comparé à des pays comme la Chine (23 activations), les États-Unis (19 activations) et l'Inde (17 activations). Mais, ce taux d'activation reste élevé comparé à des pays comme la France avec (9 activations) seulement et l'Australie avec (3 activations), pourtant certains pays comme la France sont les plus actifs dans ce domaine et ont contribué le plus à l'élaboration de la Charte et comptent des organismes à valeur ajoutée les plus performants au monde. Cela est dû au fait que des pays comme le Canada ou la France ont développé leur propre système dédié pour la gestion des catastrophes à moyenne et à faible étendue. Ces systèmes impliquent principalement des intervenants locaux et des organismes

nationaux comme le ministère des ressources naturelles Canada, sécurité publique Canada et l'agence spatiale canadienne et prennent en considération l'ampleur du désastre, le nombre de victimes et les dégâts engendrés. La procédure de réponse aux catastrophes dans ces pays commence par l'utilisation des ressources locales, puis fait appel aux ressources internationales comme la Charte au besoin. Le gouvernement canadien constitue un bon exemple de gouvernement qui fournit constamment de l'appui à la recherche pour développer l'aspect gestion des catastrophes, cela apparaît dans le nombre accru d'investissements provinciaux et fédéraux dans ce domaine visant à améliorer la sûreté et la sécurité des Canadiens.

Un bon exemple de l'utilisation sur le terrain des données satellitaires par le gouvernement canadien apparaît dans la gestion des inondations du lac Champlain et de la rivière Richelieu qui ont duré du mois d'avril au mois de juin 2011, et qui ont causé des dégâts importants aux infrastructures. Lors de cet événement, le secteur de la gestion des mesures d'urgence et opérations régionales de Sécurité publique Canada (SP) s'est joint à l'agence spatiale canadienne pour acquérir des images satellitaires de l'événement et pour produire des données cartographiques facilitant l'intervention et la gestion de cette catastrophe. Cette collaboration a pris la forme d'une nouvelle initiative pour la gestion des désastres de l'agence spatiale canadienne (ASC) intitulée "PSIR" (Prestation de produits et services d'information rapides), la division des applications et utilisations en observation de la Terre de l'ASC a travaillé en collaboration avec sécurité publique Canada et la société montréalaise Effigis afin de mieux caractériser ce désastre à l'aide des données RADARSAT-2. Un autre mécanisme intitulé "Comité sur les satellites d'observation de la Terre" (CEOS) a été aussi activé lors de cet événement pour permettre la collaboration entre l'agence spatiale canadienne et l'administration nationale de l'aéronautique et de l'espace des États-Unis (NASA) afin de faciliter le partage des données satellitaires acquises par le satellite canadien RADARSAT-2 qui a fourni une série temporelle d'images radar de la zone sinistrée et le satellite des États-Unis EO-1/ALI (*Earth Observation-1/Advanced Land Imager*) qui a fourni des images panchromatiques et multispectrales de l'étendue de l'eau.

Le feu de forêt en Alberta, au Canada, représente un autre cas de catastrophe majeure qui a nécessité l'activation de la Charte le 4 mai 2016 par la sûreté publique du Canada. Une carte de

dommages a été produite par le centre canadien de cartographie et d'observation de la Terre et ressources naturelles Canada montrant les zones brûlées sur les images SPOT-7 de résolution de 1,5 mètre. L'activation de la Charte a permis au Canada de profiter des ressources optiques très utiles en cas de feux de forêt et rendues disponibles par la Charte pour cartographier la ville de Fort McMurray dans le but de fournir l'aide nécessaire pour gérer la catastrophe.

## **1.5 Types de cartes produites et les méthodes utilisées dans la détection et l'évaluation des dommages**

### **1.5.1 Types de cartes produites**

#### **Carte de dommages basée sur une évaluation grossière des dégâts**

En cas de catastrophes, localiser et estimer rapidement les zones de dommage et les dégâts infligés aux infrastructures à une échelle fine constituent une information cruciale pour les autorités et les organismes de secours. Malheureusement, ce niveau élevé de détails n'est jamais disponible à temps à cause de la complexité des images satellitaires à très haute résolution et leur taille énorme, le temps nécessaire pour activer la Charte, planifier des acquisitions et préparer les images brutes pour l'extraction de l'information et aussi la difficulté d'interpréter visuellement les images satellitaires sans disposer d'une vérité terrain. C'est pour ces raisons qu'en pratique ce ne sont que des cartes basées sur une évaluation grossière des dommages qui sont générées peu de temps après la catastrophe. Ces cartes sont en mesure de fournir une information précise et rapide sur l'emplacement des quartiers les plus touchés par le désastre, l'étendue globale de la catastrophe et un ordre de priorité d'intervention par quantification des dommages en trois niveaux : 1- zone intacte, 2- zone partiellement touchée et 3- zone fortement touchée. Elles ont l'avantage par rapport aux autres produits cartographiques générés lors d'une catastrophe d'être relativement faciles à produire, capables de fournir une idée grossière sur l'ampleur de l'événement et les procédures à suivre pour mener une intervention d'urgence efficace. Des images satellitaires à faible et moyenne résolution sont utilisées pour générer cette famille de produits, vu qu'elles fournissent assez de détails pour localiser globalement les zones

les plus touchées. Des expériences tirées des différentes activations de la Charte montrent que ces cartes de dommages sont très pratiques en cas de catastrophes à grande ampleur et constituent, par conséquent, une information pertinente pour les équipes de secours sur le terrain. Par contre, l'utilisation des images à faible résolution cause aussi la génération de plusieurs erreurs dans l'extraction de l'information dû au manque de détails, plusieurs fausses alarmes peuvent apparaître sur ces cartes ce qui complique l'interprétation des résultats fournis.

### **Carte de dommages basée sur une évaluation détaillée des dégâts**

Contrairement aux cartes de dommages basées sur une évaluation grossière des dégâts, les cartes de dommages détaillées sont générées à partir des images à haute et très haute résolution spatiale. Elles permettent de déterminer avec une grande précision les bâtiments fortement endommagés, les routes praticables et l'étendue exacte de l'eau en cas d'inondations. Ces produits cartographiques peuvent atteindre une précision inférieure à un mètre et permettent de fournir plusieurs détails sur la situation sur le terrain. Généralement, les dommages subis par l'infrastructure sont séparés en trois classes : 1- dommages substantiels à lourds, 2- dommages très lourds et 3- destruction, et des techniques d'évaluation basées sur une analyse objet de l'image sont utilisées pour générer ces cartes de dommages puisqu'elles permettent d'extraire les objets d'intérêt à partir des images satellitaires, tout en éliminant le bruit accompagnant ce niveau élevé de détails. Les cartes de dommages détaillées sont générées après un à plusieurs jours de l'activation de la Charte et fournissent une information complémentaire à celle extraite à partir des cartes de dommages grossières, d'où leurs intérêt dans la bonne gestion des catastrophes majeures.

## **1.5.2 Les méthodes utilisées dans la détection et l'évaluation des dommages**

### **L'interprétation visuelle des images satellitaires**

Considérée comme le moyen le plus rapide et précis pour interpréter les images satellitaires, l'interprétation visuelle consiste à inspecter l'image satellitaire afin d'extraire toutes informa-

tions utiles sur la présence de débris ou l'état de l'infrastructure. Cette tâche est souvent effectuée par un photo-interprète qui est un expert du domaine, ayant des connaissances en interprétation et en extraction des informations pertinentes et capable en même temps de traduire l'information contenue dans l'image en des données utiles et des cartes de dommages. Il se base principalement dans la génération des cartes de dommages sur la signature spectrale et texturale qui caractérise les débris dans les images satellitaires pour les identifier et les distinguer de la liste des objets présents dans l'image. L'avantage de cette technique est qu'elle permet d'obtenir de très bons résultats vu qu'il y'a un expert humain derrière le choix des zones sinistrées. Mais, avec l'arrivée des images satellitaires à très haute résolution, la tâche du photo-interprète n'a pas cessé de se compliquer et actuellement elle a atteint un stade où il est très difficile de traiter manuellement une image satellitaire acquise lors d'une catastrophe majeure et couvrant une large zone géographique.

### **L'extraction des dommages en se basant sur les approches semi-automatique**

Au même titre que les techniques basées sur l'interprétation visuelle des images pour la génération des cartes de dommages, les approches semi-automatiques se basent en partie sur les connaissances de l'expert pour déterminer les paramètres optimaux pour l'algorithme utilisé, initier la recherche d'un objet donné ou délimiter la zone d'intérêt. Par la suite, et en se basant sur cette information, un algorithme de reconnaissance de formes, de classification ou encore de segmentation est exécuté afin de chercher les régions de l'image qui ressemblent à la zone délimitée par le photo-interprète et qui ont, généralement, des caractéristiques radiométriques et/ou texturales similaires. Ces approches semi-automatique sont les plus utilisées dans la génération des cartes de dommages considérant leur performance élevée et leur faible taux de fausses alarmes. Pour une image satellitaire acquise lors d'une catastrophe donnée, il suffit de délimiter par un polygone les débris pour que l'algorithme se charge de l'extraction des descripteurs pertinents et détermine automatiquement les objets qui présentent une forme ou une réponse radiométrique proche. Ces techniques permettent de gagner du temps précieux nécessaire pour la génération des cartes de dommages, mais elles restent très dépendantes de

la valeur des paramètres utilisés. Par exemple, un paramètre associé à l'échelle d'observation prédéfinie par l'utilisateur sera appliqué sur l'image au complet sans tenir compte des différentes échelles caractérisant les objets formant la scène. Certains objets, par exemple, comme les routes peuvent appartenir à plusieurs échelles à la fois dans la même image, donc fixer une seule échelle pour les analyser n'est pas faisable. Heureusement, plusieurs algorithmes de traitement d'images sont en mesure de résoudre ces problèmes en utilisant des approches multi-échelle ou des méthodes d'optimisation. D'ailleurs, les techniques de génération des cartes de dommages s'orientent vers la réduction du rôle du photo-interprète en appliquant un algorithme de l'intelligence artificielle capable de fournir des résultats de plus en plus précis, dans un temps raisonnable. Tout en préservant le rôle du photo-interprète qui se restreint à fournir l'ordonnement des meilleurs algorithmes à exécuter, par exemple.

## **1.6 Conclusion**

Depuis le lancement du premier satellite d'observation de la Terre le 1<sup>er</sup> avril 1960, l'homme n'a pas cessé d'explorer le potentiel de l'imagerie satellitaire et ses applications. Mais, ce n'est qu'à partir de l'année 2000 que ces efforts se sont concrétisés pour donner naissance à la Charte internationale espace et catastrophes majeures. Cette Charte a comme objectif de profiter de l'information issue des images satellitaires pour générer des cartes de dommages et pour aider à la gestion des catastrophes majeures. Dans ce chapitre, le processus d'activation de la Charte a été décrit avec détails, puis les différentes organisations membres, ainsi que les ressources satellitaires disponibles ont été énumérées. Plusieurs statistiques sur la Charte ont été aussi exposées et discutées, en mettant l'accent sur le succès de cette initiative. Plusieurs cas d'activations ont été décrits afin de souligner la contribution de la Charte dans la gestion de ces événements et les différents produits générés à partir des images satellitaires. Finalement, les différentes techniques utilisées pour la production des cartes de dommages sont présentées, les limitations des approches existantes, ainsi que l'intérêt de cette thèse dans l'amélioration des performances et l'optimisation du processus de la gestion des catastrophes sont examinées.



## CHAPITRE 2

### EXTRACTION DES STRUCTURES LINÉAIRES ET IDENTIFICATION DE LEURS DOMMAGES

#### 2.1 Introduction

Durant ces dernières années, plusieurs travaux de recherche ont été menés dans le domaine d'extraction des structures linéaires à partir des images satellitaires optiques et radar. Ces travaux ont été motivés par la diversité et la pertinence des applications dans le monde réel qui ne cessent de croître et qui trouvent leur intérêt dans plusieurs disciplines dont nous pouvons citer la mise à jour des bases de données géographiques, l'évaluation des dégâts subis par des structures linéaires et des voies de communication suite à une catastrophe et la mise en oeuvre des systèmes de navigation automobile. En réalité, le domaine de la reconnaissance des formes en général et celui de l'extraction des structures linéaires en particulier constitue un axe de recherche très dynamique. Malgré la variété des approches proposées dans la littérature et des méthodes de fusion et de classification mises en oeuvre, l'extraction des structures linéaires demeure un problème complexe vu la diversité radiométrique et structurelle que présentent ces structures. Cela a été influencé aussi par l'amélioration rapide de la résolution des capteurs satellitaires qui impose à son tour des défis au niveau de l'apparition de nouvelles classes dans l'objet détecté et la présence de bruit, surtout dans les images radar. De même, l'augmentation du nombre de bandes permet d'obtenir plus d'informations sur la composition de chaque objet dans la scène étudiée, mais introduit également des problèmes de redondance dans la fusion de l'information. Tous ces obstacles font de la tâche d'extraction des structures linéaires et d'évaluation de leurs dommages une opération très difficile à réaliser et nécessite une bonne connaissance des caractéristiques de ces structures et de la signature des dommages.

Dans cette thèse, nous nous intéressons à l'extraction des structures linéaires dans le cas d'une catastrophe afin d'évaluer leurs dommages. Pour résoudre cette problématique, nous allons consacrer la première partie de ce chapitre à dresser un état de l'art des approches existantes proposées pour extraire des structures linéaires. Aussi, nous allons essayer de classer ces der-

nières en familles d'approches afin de souligner les faiblesses et les avantages de chaque technique et de justifier la méthodologie employée. La deuxième partie de ce chapitre sera consacrée à l'évaluation des dommages : d'abord nous allons discuter les approches de détection et d'évaluation des dommages existantes, par la suite, nous préciserons les limites des méthodes basées uniquement sur l'information radiométrique et l'utilité de l'utilisation de la texture dans la détection robuste des changements. Une étude comparative sera aussi présentée dans le but de justifier le choix des approches basées sur l'analyse multiéchelle de l'image, l'extraction de la texture et les atouts qu'elles présentent par rapport aux autres méthodes employées pour la mise en évidence des changements et des dommages présents dans les images satellitaires. Une toute première section sera d'abord dédiée pour la description des distorsions qui peuvent toucher les images satellitaires et les techniques de correction utilisées pour les atténuer.

## **2.2 Prétraitement et correction des distorsions radiométriques et géométriques**

La production des images satellitaires acquises à partir d'une région donnée de la Terre est une tâche complexe et difficile. En effet, les données enregistrées par les capteurs des satellites sont exposées à différentes sortes de distorsions d'origine radiométrique, géométrique et atmosphérique. Ces erreurs générées lors de la phase de formation de ces images altèrent leur contenu et empêchent la bonne interprétation de l'information encapsulée. Que ce soit originaire des défauts des capteurs, des distorsions du signal émis par le capteur lors de son passage par l'atmosphère terrestre ou de la variabilité des conditions d'acquisition, ces distorsions devraient être corrigées afin d'améliorer l'interprétabilité des images satellitaires et faciliter l'automatisation de la tâche d'extraction de l'information utile à partir de ces images.

Les images satellitaires sont exposées à diverses sources de distorsion vu la complexité du processus d'acquisition. Les sources de distorsions peuvent être classées en deux catégories : les sources de distorsion radiométrique et les sources de distorsion géométrique. Les sources de distorsion radiométrique regroupent les erreurs instrumentales dues aux calibrages entre les différentes bandes ou au niveau de la même bande à cause de la fusion de l'information issue de plusieurs détecteurs du même capteur. L'atmosphère terrestre représente à son tour un obs-

tacle pour les images satellitaires vu la difficulté qu'éprouvent certaines bandes étroites comme le bleu ( $0,45 \mu m - 0,52 \mu m$ ) dans leur dispersion à travers les larges particules dans l'atmosphère comme la fumée, les nuages ou la vapeur d'eau Richards (2013). La deuxième famille comprend les distorsions de source géométrique, leurs causes sont beaucoup plus nombreuses et elles peuvent résulter de la rotation de la Terre durant l'acquisition de l'image, de la variation de l'altitude, de la vitesse et la position du capteur, de la courbure de la Terre ou de la non-idéalité des capteurs.

Afin de surpasser ces problèmes et fournir une image traitée prête pour l'application d'un algorithme de détection de changements ou de dommages, il est nécessaire de spécifier dans un premier temps la nature du capteur : radar ou optique. L'application d'une correction radiométrique ou géométrique varie aussi suivant le climat de la région d'intérêt, aussi certaines corrections sont faciles à réaliser comme la correction des effets panoramiques et la réorientation des images dans l'axe nord-sud qui nécessite seulement la multiplication de l'image par une matrice. D'autres effets comme ceux causés par l'atmosphère nécessitent une simulation des caractéristiques de l'atmosphère par un code atmosphérique et un traitement particulier des effets de certaines molécules (la vapeur d'eau par exemple).

### **2.2.1 Sources de distorsions radiométriques**

#### **Les erreurs d'instrumentation**

Un capteur satellite est principalement constitué de plusieurs photodiodes juxtaposées conçus pour recevoir une ou plusieurs bandes de fréquences. En d'autres termes, pour créer une image dans une bande donnée, le signal mesuré à partir de plusieurs capteurs est fusionné. Cette opération nécessite un bon calibrage des capteurs de façon à éviter d'ajouter ou de supprimer une partie de la radiation détectée. Pour certains satellites, comme Landsat ETM+, cette tâche est relativement simple puisqu'il embarque un nombre raisonnable de capteurs (16 photodiodes/bande), comparé au nombre élevé de capteurs par bande qui caractérise d'autres satellites comme le satellite SPOT qui atteint 12.000 photodiodes pour le mode d'acquisition panchro-

matique. Le nombre élevé de capteurs permet d'obtenir des images à très haute résolution spatiale, mais la juxtaposition de ces capteurs pose aussi un défi au niveau de la gestion de la fusion de l'information issue de cette multitude de capteurs. D'autres problèmes au niveau

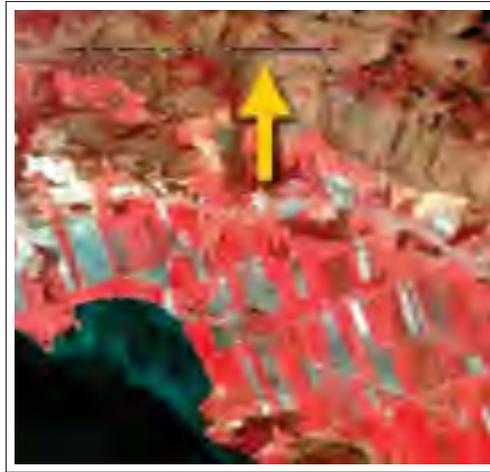


Figure 2.1 Exemple de ligne manquante, tirée du site de ressources naturelles Canada (ressources éducatives sur la géomatique)

des capteurs des satellites peuvent résulter de la coupure du signal lors de la transmission ou lors de l'écriture de l'image. Cela génère des pixels ou des lignes manquantes dans l'image (figure 2.1) et nécessite une étude exhaustive des statistiques radiométriques afin de détecter les variations locales.

### **Les effets de l'atmosphère**

Le signal électromagnétique mesuré au niveau du capteur d'un satellite traverse deux fois l'atmosphère terrestre, ce qui génère des distorsions dans le signal capté par le satellite. Deux effets de ce passage à travers l'atmosphère devraient être pris en considération lors de l'enregistrement du signal sous forme d'image (figure 2.2) : la diffusion et l'absorption. L'absorption signifie que certaines bandes de fréquences sont plus affectées que d'autres par les composants de l'atmosphère terrestre comme l'eau, les molécules d'oxygène et le dioxyde de carbone. Ces

derniers atténuent considérablement la puissance à ces fréquences. L'autre effet qui caractérise le passage du rayonnement solaire à travers l'atmosphère est la diffusion.

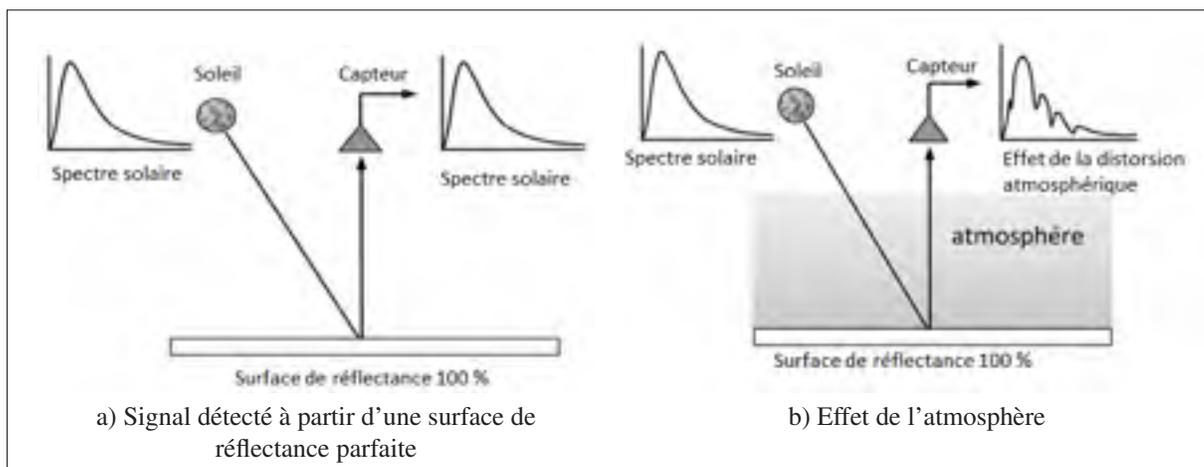


Figure 2.2 Effet de la l'atmosphère sur le spectre solaire, tirée de Richards (2013)

Deux types de diffusions sont à distinguer (voir figure 2.3) :

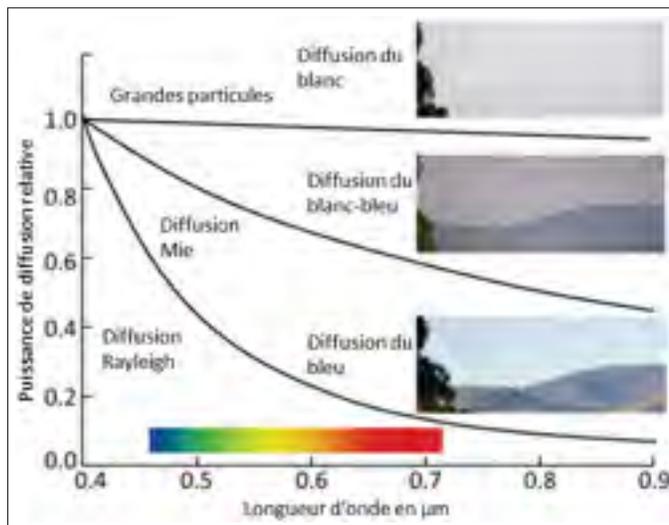


Figure 2.3 Les deux types de diffusions résultantes du passage du rayonnement solaire par l'atmosphère, tirée de Richards (2013)

1. **la diffusion de Rayleigh** : est un effet qui apparaît quand la longueur de l'onde incidente est beaucoup plus grande que la taille des particules diffusantes. Elle est bien plus forte dans le rouge à 650 nm, que dans le bleu, à 400 nm, ce qui explique la couleur bleue du ciel observée durant la journée et sa couleur rouge au coucher (le soir, la lumière du Soleil rase la Terre à l'horizon : elle traverse alors une couche d'air plus épaisse. Cet air agit comme un filtre, plus il est épais, plus il arrête les couleurs. Mais le rouge passe, car il est moins filtré). Cette diffusion est un cas limite de la diffusion de Mie décrite dans la paragraphe suivante.
2. **la diffusion de Mie** : dans le cas contraire, si les particules diffusantes ont une taille suffisamment grande comparée à la longueur d'onde incidente, c'est plutôt l'effet de Mie qui est observé. Elle se produit plutôt dans les couches basses de l'atmosphère et donne à la couleur du ciel un aspect bleu délavé voire jaunâtre.

### Les effets de la courbe du rayonnement solaire

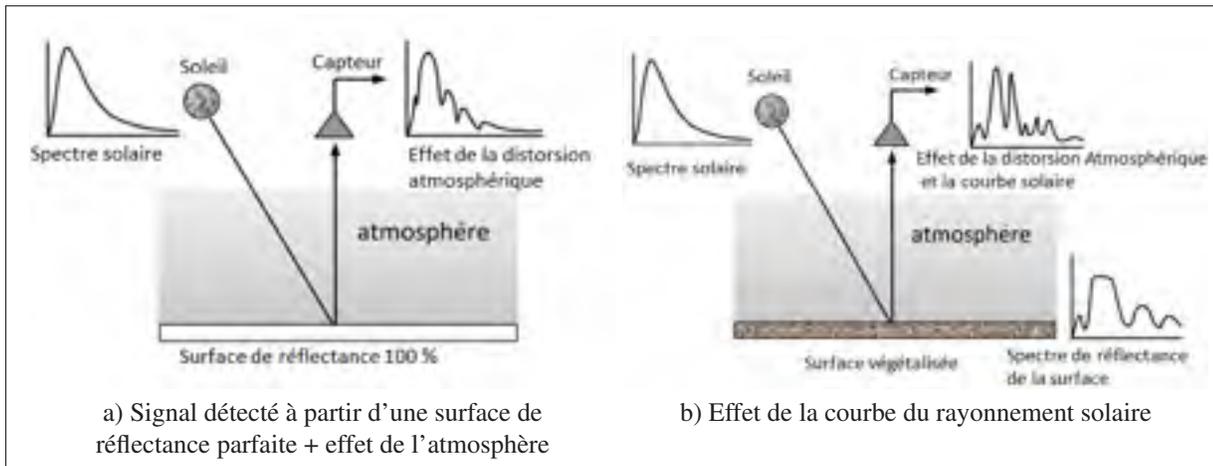


Figure 2.4 Effet de la courbe du rayonnement solaire et de l'atmosphère, tirée de Richards (2013)

Le rayonnement solaire est un champ électromagnétique qui se propage sous forme d'ondes dans l'espace. Il est composé des bandes de rayonnement suivantes : 1- l'ultraviolet lointain comme les rayons gamma, 2- la lumière visible, 3- les ondes radio. Il est caractérisé par une

puissance qui désigne la quantité d'énergie solaire que recevrait une surface à une distance de 1 unité atmosphérique (1 ua = 149 597 870 700 mètres) exprimée en  $Wm^{-2}nm^{-1}$ . Cette énergie est fonction de la longue d'onde (le terme  $nm^{-1}$ ) et par conséquent, elle se comporte d'une façon différente en fonction du milieu dans lequel elle se propage. À son passage par l'atmosphère, le rayonnement solaire interagit avec l'atmosphère : les grosses molécules de l'atmosphère (ozone, dioxyde de carbone et vapeur d'eau) absorbent l'énergie de diverses longueurs d'onde. Aussi, à son arrivée sur la Terre, le rayonnement solaire interagit avec les surfaces des différents objets : certaines objets comme les bâtiments ou les routes réfléchissent une grande partie des ondes incidentes, d'autres objets, comme la végétation, absorbent une partie de cette énergie et les océans absorbent presque complètement les rayons solaires. Cette interaction, décrite dans la figure 2.4, représente les effets de la courbe du rayonnement solaire. Ces distorsions dans le signal mesurées au niveau des capteurs dépendent de la nature des objets et de leur interaction avec le rayonnement solaire, des aspects à prendre en considération lors de la production de l'image brute.

## 2.2.2 Sources de distorsions géométriques

### L'effet de la rotation de la Terre

La taille des images satellitaires est tellement grande qu'il est impossible pour le satellite d'enregistrer une scène complète à la fois. Pour cette raison, l'image est enregistrée ligne par ligne afin de reproduire le contenu de la scène photographiée. Ce processus est directement influencé par la rotation de Terre, qui entraîne un décalage dans la position des pixels de l'image suivant leur ordre d'acquisition. Cette distorsion de l'image est de nature géométrique puisqu'elle modifie la position des pixels dans l'image et non pas leur réponse radiométrique. Dans ce cas, une étape de prétraitement est souvent nécessaire dans le but de compenser l'effet de la rotation de la Terre.

### Les effets de la variation dans la vitesse et l'altitude du satellite

Les variations dans l'altitude et la vitesse du satellite produisent, à leur tour, des distorsions au niveau de l'image enregistrée par les capteurs. En effet, dépendamment de la vitesse du satellite, certains pixels sont décalés lors de leur enregistrement, ce qui produit des erreurs dans la formation de l'image (voir figure 2.5b). Les variations dans l'altitude du satellite entraînent des distorsions lors de la formation de l'image satellitaire, puisqu'elles influencent sur la durée d'exposition du signal aux effets de l'atmosphère terrestre. Par conséquent, un satellite qui orbite autour de la Terre à une faible altitude subit moins de distorsions causées par les effets de l'atmosphère comparé à un satellite qui orbite à une altitude élevée. Un autre effet de l'altitude du satellite à prendre en considération lors de la correction géométrique est la déformation de l'image (représentée par des pointillés dans la figure 2.5a) produite surtout au niveau des deux extrémités les plus éloignées du satellite.

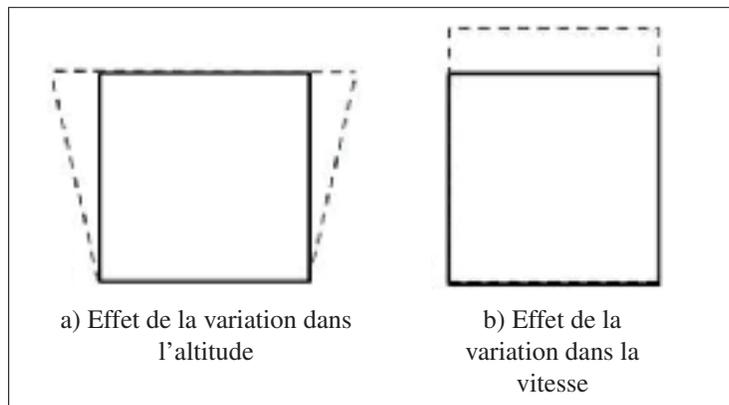


Figure 2.5 Les effets de la variation dans la vitesse et l'altitude du satellite, tirée de Richards (2013).

#### 2.2.3 Recalage et élimination du bruit

Les étapes de prétraitement et de recalage des images satellitaires sont deux phases importantes dans le processus de détection de changements. En réalité, il est plus convenable de parler d'une relation d'inclusion entre le processus de détection de changements et le prétraitement et non

pas d'une étape, car il est impossible d'obtenir de bons résultats de détection de changements sans passer par un recalage précis de l'image.

L'objectif est de pouvoir comparer deux images différentes de point de vue orientation et position des pixels. Pour y arriver, il faut définir des fonctions de correspondance qui permettent d'associer à chaque pixel  $(x, y)$  dans la première image son homologue  $(u, v)$  dans la seconde image « image esclave ». Généralement, nous utilisons une approximation polynomiale du premier, du second ou du troisième ordre de la forme :

$$u = a_0 + a_1x + a_2y + a_3xy + a_4x^2 + a_5y^2 \quad (2.1)$$

$$v = b_0 + b_1x + b_2y + b_3xy + b_4x^2 + b_5y^2 \quad (2.2)$$

Pour pouvoir estimer les coefficients de ces polynômes, nous utilisons des points de contrôle sur la première image « image maîtresse » dits les points amers qui permettent de déterminer les coefficients par le biais de la méthode de moindre carré Wang *et al.* (2012). Puis, une fois les points de contrôle définis, nous appliquons une étape de rééchantillonnage et d'interpolation afin de projeter les pixels de la première image sur la deuxième. Les méthodes d'interpolation couramment utilisées sont : le rééchantillonnage par la méthode du plus proche voisin, l'interpolation bilinéaire ou cubique.

Le processus imparfait de production des images satellitaires et l'amélioration de la résolution spatiale des capteurs provoquent l'émergence d'informations parasites qui s'ajoutent de façon aléatoire aux détails contenus dans l'image. Le bruit est donc un signal indésirable qui vient se superposer au signal utile et peut toucher à la fois les images optiques et radar. Généralement, le bruit présent dans les images optiques est dû au niveau élevé de détails et peut être éliminé en appliquant une opération de filtrage ou en se basant sur une analyse multiéchelle de l'image pour extraire les objets d'intérêt indésirables. Par contre, les images radar sont aussi caractérisées par la présence d'un bruit dit « de chatoiement » dont l'amplitude et la nature multiplicative sont très différentes du bruit présent dans les images optiques. Le chatoiement (*speckle*) est un bruit multiplicatif qui perturbe les caractéristiques radiométriques des images

radar. Il est principalement causé par l'interférence aléatoire des ondes cohérentes et est caractérisé par une texture poivre et sel sur ces images. Afin de pouvoir réduire les effets du chatoiement et préserver la structure des images radar, plusieurs techniques de filtrage peuvent être utilisées :

- **Le filtre moyenneur** : est l'un des filtres les plus basiques en traitement d'image et consiste à calculer pour un pixel donné la valeur moyenne dans une fenêtre de taille  $N \times N$ , centrée en ce pixel et tel que :

$$Moy(t) = \frac{1}{N \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N I(x,y) \quad (2.3)$$

- **Le filtre médian** : afin d'appliquer ce filtre, il suffit de remplacer l'intensité de chaque pixel de l'image par l'intensité médiane prise parmi toutes les intensités des pixels voisins dans une fenêtre de taille  $N \times N$ .
- **Le filtre de Lee** : est l'un des filtres les plus utilisés dans le filtrage du bruit des images radar (chatoiement) proposé par Lee (1980). Il permet d'estimer la moyenne et la variance du signal  $R$  en se basant sur la moyenne locale observée  $\bar{I}$ , et la variance locale observée  $Var(I)$  calculées à partir d'une fenêtre d'analyse et tel que :

$$\begin{aligned} \bar{R} &= \bar{I} \\ Var(R) &= \frac{Var(I) - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{\sigma_u^2 + 1} \end{aligned} \quad (2.4)$$

avec  $\sigma_u^2$  l'écart type au carré du signal bruit  $U$ .

- **Le filtre de Frost** : proposé par Frost *et al.* (1982), ce filtre se base sur une convolution de l'image  $I(t)$  par une réponse impulsionnelle  $F(t)$  qui tient compte des caractéristiques de l'image radar. Cette réponse impulsionnelle est choisie de façon à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre  $I(t)$  et  $\bar{I}$  où  $\bar{I} = (I * F)(t)$  et tel que :

$$F(t) = \exp(-KC_u^2(t_0)|t|) \quad (2.5)$$

avec  $K$  étant une constante fixée,  $C_u$  représente le coefficient de variation du chatoiement et  $t_0$  est le pixel sur lequel l'opération de filtrage est appliquée.

- **Le filtre de Kuan :** proposé par Kuan *et al.* (1985), ce filtre transforme le modèle multiplicatif du bruit en un modèle additif sur lequel il applique le critère du minimum de l'erreur quadratique moyenne. Sa fonction de pondération est donnée par la formule suivante :

$$K(t) = \frac{1 - \frac{C_u^2}{C_I^2(t)}}{1 + C_u^2} \quad (2.6)$$

La forme de ce filtre est très semblable à celle proposée par Lee, sauf au niveau du choix de la fonction de pondération  $K(t)$  et  $C_I$  le coefficient de variation local du chatoiement.

- **Le filtre de Henri :** est un filtre adaptatif proposé par Arsenault (1987) et se base sur une estimation locale de la variance de bruit  $\sigma_u^2$ , ainsi que la variance de l'intensité,  $Var(I)$ . Sa fonction de pondération est donnée par la formule suivante :

$$H(t) = 1 - \frac{\sigma_u^2}{Var(I)} \quad (2.7)$$

avec  $Var(I)$  la variance calculée à partir de la fenêtre d'intérêt et  $\sigma_u^2$  la variance du bruit  $U$  estimée localement sur une fenêtre plus petite que la fenêtre d'intérêt.

## 2.2.4 Correction des distorsions radiométriques

### Correction des erreurs d'instrumentation

La correction des distorsions radiométriques causées par les erreurs d'instrumentation passe par une analyse statistique de la radiométrie de l'image. L'idée consiste à supposer que les capteurs utilisés pour l'acquisition des données dans chaque bande produisent des signaux similaires, en d'autres termes, la valeur de la moyenne et de l'écart type calculée à partir de la scène complète devrait être la même pour chaque capteur. Dans ce cas, si nous notons par  $x$  la valeur de luminance initiale d'un pixel et par  $y$  sa valeur corrigée, nous obtenons l'équation

suivante :

$$\frac{y - m_d}{x - m_i} = \frac{\sigma_d}{\sigma_i} \iff y = \frac{\sigma_d}{\sigma_i}x + m_d - \frac{\sigma_d}{\sigma_i}m_i \quad (2.8)$$

avec  $(m_d, \sigma_d)$  représentent la moyenne et l'écart type de la ligne de référence, respectivement, et  $(m_i, \sigma_i)$  représentent la moyenne et l'écart type de la ligne altérée, respectivement. Ce calcul peut être généralisé pour déterminer la valeur radiométrique des pixels de la ligne manquante dans chaque image enregistrée par un capteur et pour les différents capteurs, ce qui permet d'éliminer les distorsions radiométriques.

### Correction des effets de l'atmosphère

La correction des effets de l'atmosphère nécessite une bonne modélisation des caractéristiques d'absorption de chaque élément de l'atmosphère. Comme ces distorsions affectent plus les ondes à bande étroite, ces ondes nécessitent un traitement particulier afin de pouvoir reproduire leur valeur réelle. La procédure de correction passe par les étapes suivantes :

1. Convertir les données brutes en radiance pour pouvoir appliquer les corrections atmosphériques.
2. Compenser les effets du rayonnement solaire décrits dans le paragraphe 2.2.1.3.
3. Compenser les effets des molécules et des gaz qui forment l'atmosphère terrestre.
4. Convertir les réflectances des surfaces en réflectances réelles en considérant les effets topographiques.

### Correction des effets de la courbe du rayonnement solaire

Afin de diminuer les effets de la courbe du rayonnement solaire, les données enregistrées par le capteur sont reconstruites en se basant sur le modèle d'irradiance solaire montré dans la figure 2.6. Ce modèle décrit la variation de la puissance du rayonnement solaire en fonction des différentes longueurs d'onde qui le composent. Nous pouvons remarquer que les faibles valeurs de la puissance caractérisent les rayonnements ultraviolets absorbés par la couche d'ozone et



avec  $\alpha$  une constante qui dépend de la position du satellite.

### Correction de l'effet de la variation dans la vitesse et l'altitude du satellite

La correction des distorsions causées par les variations dans de l'altitude et la vitesse du satellite nécessite des connaissances sur les caractéristiques de chaque satellite afin de pouvoir modéliser ces variations. Généralement, une représentation mathématique de la transformation géométrique qui devrait être appliquée à chaque pixel de l'image suffit pour résoudre ce problème. Par exemple, pour appliquer une rotation à l'image d'un angle  $\varphi$ , il suffit de calculer le produit matriciel suivant :

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \iff \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Dans d'autres cas, un changement d'échelle est nécessaire pour pouvoir changer la résolution des objets dans l'image et se focaliser sur un ensemble d'objets en particulier. Le changement d'échelle peut être appliqué sur l'image en utilisant la formule suivante :

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \iff \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{a} & 0 \\ 0 & \frac{1}{b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

avec  $a$  et  $b$  sont deux paramètres de l'échelle. Nous pouvons aussi combiner plusieurs opérations de corrections géométriques pour appliquer par exemple une rotation et une translation comme suit :

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \iff \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \frac{1}{ab} \begin{bmatrix} b \cos \varphi & -a \sin \varphi \\ b \sin \varphi & a \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

### 2.3 Propriétés des structures linéaires dans les images satellitaires

Avant d'entrer dans les détails des techniques proposées dans la littérature pour résoudre le problème d'extraction des structures linéaires et l'évaluation de leurs dommages, il est très utile de fournir une description claire de ces structures. Une bonne description de l'objet cherché dans l'image aidera à définir les meilleurs descripteurs caractéristiques de ces structures et les algorithmes les plus adéquats pour les extraire. En réalité, l'identification des structures linéaires à partir des images satellites est une tâche complexe en raison de :

- **La variété des capteurs et des conditions d'acquisition des images satellitaires :** la résolution des images satellitaires diffère d'un capteur à un autre, elle peut varier de plusieurs kilomètres à quelques centimètres. Cette variation entraîne une différence entre la description des structures linéaires qui apparaissent sous forme de segments dans les images à moyenne et faible résolution pour arriver à des surfaces homogènes dans les images satellitaires à haute et à très haute résolution. Aussi, les conditions d'acquisition des images jouent un rôle important dans la description des structures linéaires, puisque le degré d'inclinaison du capteur capte l'ombre qui provient des bâtiments aux alentours des routes, par exemple, qui est interprétée comme une occlusion lors de leur extraction.
- **La variété des matériaux de fabrication et la géométrie des structures linéaires :** la radiométrie des structures linéaires est dépendante des matériaux utilisés dans leurs constructions et des composantes qui les constituent. Le revêtement de la surface des routes est généralement fait d'enrobé bitumineux ou d'asphalte, ce qui détermine leur radiométrie et leur texture, tandis que dans les images radar, c'est la rugosité des surfaces d'eau qui constitue la réponse radiométrique sombre qui caractérise les surfaces d'eau en général et les rivières en particulier. En termes de géométrie, les routes sont linéaires dans les grandes villes et présentent des courbures dans les petites villes. Les rivières, par contre, sont caractérisées par des courbures importantes, mais gardent une linéarité locale.
- **La variété du voisinage spatial des structures linéaires :** le voisinage spatial des structures linéaires est varié dépendamment de la zone observée : nous trouvons dans les zones urbaines des bâtiments et dans les zones rurales des champs, des arbres et des sols nus.

À partir de ces constatations, nous pouvons décrire les routes et les rivières comme étant des structures linéaires ou localement linéaires avec une faible courbure au niveau de quelques zones, qui présentent une radiométrie variée, mais quasi uniforme tout au long de la surface. Le voisinage spatial de ces structures est très hétérogène, il peut contenir des bâtiments, des sols nus et/ou de la végétation.

#### **2.4 Classification des méthodes d'extraction des structures linéaires à partir des images satellites à très haute résolution**

L'extraction des structures linéaires à partir des images satellitaires est un axe de recherche très actif en raison de ses différentes applications qui touchent à la fois la gestion des catastrophes et le suivi des changements de l'occupation du sol. Les méthodes proposées dans la littérature varient l'une de l'autre en termes de données d'entrées (image multispectrale, image radar, modèle numérique de terrain et vérité terrain), en termes de résolution d'images (images à moyenne résolution, images à haute résolution et images à très haute résolution) et en termes de caractéristiques et de descripteurs jugés utiles dans le processus d'identification des structures linéaires (les contours des bords, la radiométrie, la texture, la géométrie, etc). Le travail de Mena (2003) présente une bibliographie de près de 250 références en relation avec le sujet d'extraction des routes, mais ces techniques peuvent être facilement généralisées pour couvrir le problème d'identification d'autres structures linéaires comme les rivières. Devant cette variété, plusieurs auteurs ont essayé de classer les méthodes d'extraction des structures linéaires : Soufiane Ibrahim dans son travail de thèse Idbraim (2009) a choisi de classer les approches d'extraction des routes en méthodes automatiques et semi-automatiques. La première famille d'approches contient les méthodes de segmentation et de classification non supervisée, les champs de Markov sur graphe et les systèmes d'interprétation. La deuxième famille d'approches comporte les méthodes de suivi et de filtrage, les contours actifs et la programmation dynamique. La même stratégie de décomposition a été adoptée par Lacoste (2004), qui cherchait dans son doctorat à résoudre le problème d'extraction des réseaux linéiques à partir d'images satellitaires et aériennes en appliquant le processus ponctuel marqué. Hecher (2012) se base sur le type des données d'entrées pour classer les techniques d'extraction des rivières

en : 1- méthodes basées sur les données optiques, 2- méthodes basées sur les données Lidar et les produits dérivés (ex : modèle numérique de terrain) et 3- méthodes basées sur les données radar. Ruskone & Stamon (1996) ont décomposé les approches utilisées pour la détection des routes en trois classes : extraction globale (*Road finding*), cette famille d'approches comporte les méthodes de classification, les méthodes de filtrage et les méthodes d'analyse multirésolution et multitemporelle, la deuxième famille d'approches inclut les méthodes de suivi de route (*Road Tracking*) : plusieurs algorithmes ont été appliqués pour suivre les routes dont nous pouvons citer le filtre de Kalman, les courbes NURBS, la corrélation des profils radiométriques et la direction du bord générée par le filtre de Deriche. La dernière famille d'approches contient les méthodes de reconstruction du réseau routier (*Road linking*) qui introduisent des connaissances radiométriques, géométriques et topologiques des routes. Un autre travail que nous jugeons intéressant est le celui de Hemiari (2004) qui a classé les approches d'extractions des routes en méthodes locales et méthodes globales. Nous allons dans cette thèse adopter la classification proposée par Hemiari qui nous semble la plus appropriée pour l'analyse des techniques d'extraction des structures linéaires puisqu'elle suit une logique très prisée en traitement d'image à savoir l'analyse de l'information au niveau des pixels et l'analyse de l'information au niveau des objets. Nous ajoutons à cette décomposition une troisième famille d'approches qui englobe les techniques multiéchelles Naouai *et al.* (2011) et Salari & Zhu (2012), qui font le lien entre l'information locale et globale dans le but d'identifier la meilleure échelle pour analyser l'objet d'intérêt.

## 2.5 État de l'art des méthodes d'extraction des structures linéaires

### 2.5.1 Les méthodes locales

Cette famille de méthodes regroupe les approches qui appliquent la morphologie mathématique Mohammadzadeh *et al.* (2006); Chaudhuri *et al.* (2012) et Klemenjak *et al.* (2012), la classification pixellique de l'image Zhang & Lin (2010); Zhu *et al.* (2015); Matgen *et al.* (2011) et Hong *et al.* (2015), l'analyse de la texture à partir d'un noyau Mena & Malpica (2005) et le

calcul du gradient Jinxin *et al.* (2006) et Sun & Mao (2011). Le fondement de ces approches repose sur l'analyse de l'information spectrale contenue dans le pixel en cours et son voisinage immédiat afin de distinguer ceux qui appartiennent aux structures linéaires. Les surfaces de ces structures et leurs contours représentent de bonnes cibles et une information pertinente pour cette famille d'approches.

### Les approches basées sur la morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une théorie de traitement d'images non linéaire ( $f(ax + by) \neq af(x) + bf(y)$ ). Elle représente un cadre riche pour l'analyse d'images binaires, niveaux de gris ainsi que les images couleurs par généralisation des concepts de la morphologie mathématique pour les images niveaux de gris Tao & Zhang (2013). Sa popularité est due principalement à sa capacité à exploiter les relations spatiales et la base mathématique rigoureuse sur laquelle s'appuie cette théorie. Introduite pour la première fois par les chercheurs français G. Matheron & J. Serra de l'école des Mines de Paris, cette théorie diffère des méthodes linéaires par le fait qu'elle ne s'appuie pas sur le traitement du signal, mais plutôt sur la théorie des ensembles.

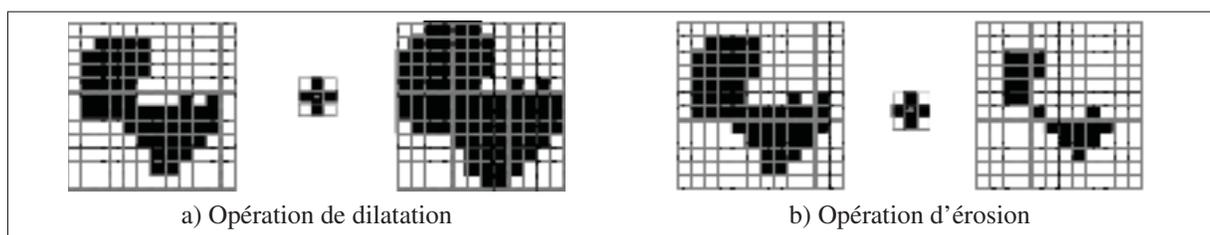


Figure 2.7 Les opérateurs morphologiques de base, tirée de Rolf Ingold, university of Fribourg 2006

L'application d'un opérateur morphologique sur une image se base sur la notion d'inclusion ou non d'une forme particulière (élément structurant) dans une zone de l'image. Leurs formes de base permettent d'adoucir les contours des régions ou de les agrandir, mais elles peuvent aussi

être appliquées sur l'image afin de boucher les trous, d'éliminer le bruit ou de supprimer les isthmes. Les opérateurs morphologiques de base sont :

- La dilatation morphologique par application d'un élément structurant  $B$ . La dilatation de  $X$  par  $B$  est l'ensemble obtenu en remplaçant chaque pixel  $p$  de  $X$  par sa fenêtre  $B_p$  et tel que :

$$Dil_B(X) = \cup\{B_p | p \in X\} \quad (2.13)$$

- L'érosion morphologique par application d'un élément structurant  $B$ . L'érosion de  $X$  par  $B$  est l'ensemble des pixels  $p$  tels que la fenêtre  $B_p$  est incluse dans  $X$  et tel que :

$$Eros_B(X) = \{p | B_p \subseteq X\} \quad (2.14)$$

- L'ouverture morphologique est la composition de l'érosion par  $B$  suivie de la dilatation par  $B$  et tel que :

$$Ouv_B(X) = Dil_B(Eros_B(X)), \quad (2.15)$$

- La fermeture morphologique est la composition de la dilatation par  $B$  suivie de l'érosion par  $B$  et tel que :

$$Ferm_B(X) = Eros_B(Dil_B(X)), \quad (2.16)$$

Parmi les travaux qui ont eu recours aux techniques de la morphologie mathématique dans le processus d'extraction des structures linéaires, nous pouvons citer : Mohammadzadeh *et al.* (2006), Chaudhuri *et al.* (2012) et Klemenjak *et al.* (2012).

Dans Mohammadzadeh *et al.* (2006), les auteurs présentent une méthode pour l'extraction des routes basée sur la morphologie mathématique : d'abord l'image est classée en deux classes : routes et non-routes par des règles de la logique floue, suivie d'une étape de raffinement des résultats de l'extraction qui consiste à appliquer une ouverture de l'image pour l'élimination du bruit, suivie d'une fermeture dans le but de supprimer les pixels mal classés. La figure 2.8a représente l'image originale de test et la figure 2.8b montre les résultats de l'application de la

classification par la logique floue, tandis que les figures 2.8c et 2.8d exposent les résultats de l'application de l'ouverture et de la fermeture morphologique.

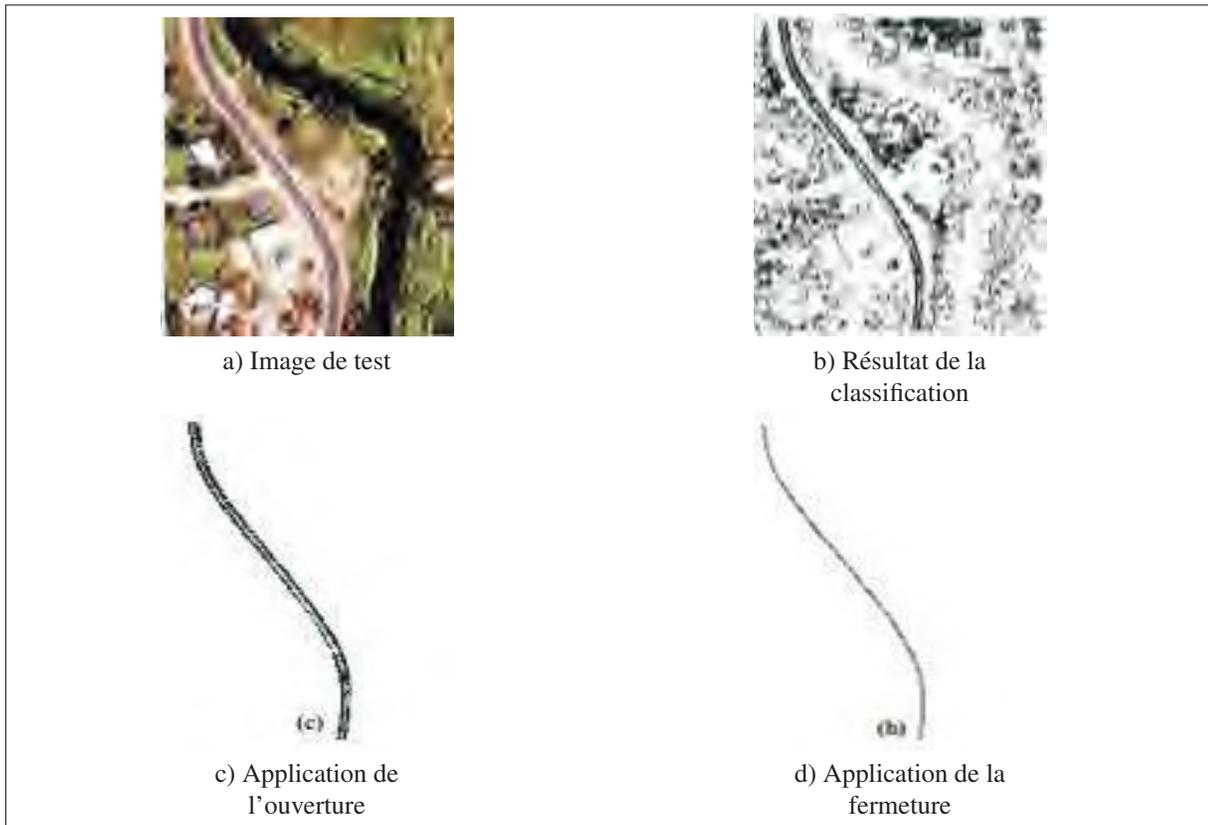


Figure 2.8 Les résultats de la détection des routes, tirée de Mohammadzadeh *et al.* (2006)

Chaudhuri *et al.* (2012) appliquent les opérateurs morphologiques pour améliorer l'effet visuel de l'image et faciliter son interprétation. La première étape de l'algorithme proposé comprend l'application des opérateurs d'ouverture et de fermeture directionnelles afin d'éliminer le bruit et rehausser les contours des objets. La deuxième étape consiste à segmenter l'image en identifiant la direction du contour qui minimise la distance entre des modèles prédéfinis et les contours au voisinage du pixel courant. Une fois l'image segmentée, un filtrage basé sur la superficie des régions et la longueur des segments est appliqué dans le but d'éliminer les régions non significatives et les courts segments. L'algorithme a été appliqué sur une variété d'images satellites et comparé avec des techniques présentées dans la littérature et les résultats sont très

acceptables. Néanmoins cette méthode souffre du problème du choix de la base d'apprentissage vu qu'il n'existe pas une forme exacte relative à la structure des routes.

La morphologie mathématique a été aussi appliquée à des images RSO pour automatiser la détection des rivières. Dans ce contexte, Klemenjak *et al.* (2012) proposent une technique innovatrice pour extraire les rivières en se basant sur l'application d'un élément structurant de la forme d'un filament dit « chemin » afin de favoriser l'identification des structures linéaires. Par la suite, le profil morphologique associé à chaque pixel de l'image est construit en appliquant une série d'ouvertures par des chemins dans le but de sélectionner la meilleure échelle pour identifier les rivières. Finalement un classifieur à base de séparateur à vaste marge est appliqué pour séparer les deux classes eau et non-eau.

### **Les approches basées sur la détection des contours**

L'extraction des arêtes et des contours représente une étape importante dans le processus d'identification des objets d'intérêt. Les contours d'une image correspondent à une variation brusque dans l'information radiométrique mesurée par le calcul de la dérivée première (le calcul du gradient) ou de la dérivée seconde (le calcul du laplacien) de l'intensité de l'image. En se basant sur la définition du gradient, plusieurs opérateurs ont été proposés : Sobel, Prewitt, le détecteur de contour de Touzi *et al.* (1988) dédié pour les images RSO et le détecteur de contour optimal de Canny (1986) et son amélioration proposée par Deriche (1987).

Nous pouvons constater clairement que les approches qui se basent sur les contours que présentent les bords des structures linéaires sont les méthodes les plus utilisées. Cela est dû à la simplicité d'utilisation et d'application de ces filtres passe-haut et aussi au fait que leurs bords parallèles les distinguent de plusieurs objets dans l'image. Dans Jinxin *et al.* (2006), une nouvelle approche d'extraction des routes à partir des images provenant du satellite Quickbird est présentée : avant de se focaliser sur les réseaux routiers, une étape de prétraitement est appliquée dans le but d'éliminer les distorsions que présente l'image et la préparer pour la phase de traitement. Pour ce faire, un seuillage est employé afin de binariser l'image suivie

par une ouverture et une fermeture à l'aide d'un élément structurant dont le but est de boucher les trous résultant de l'opération de seuillage. Les trois images 2.9a, 2.9b et 2.9c représentent l'image de test et les résultats du seuillage et d'application des opérateurs morphologiques pour le remplissage des trous. Ensuite, les arêtes de chaque région sont extraites en privilégiant les contours fermés et finalement, les routes sont distinguées des édifices par l'application d'une classification par l'algorithme K-moyennes et en se basant sur le calcul du ratio : périmètre du rectangle englobant la région d'intérêt sur le périmètre de l'objet. Les résultats de l'extraction des contours et de l'identification des routes sont présentés dans les figures : 2.9d et 2.9e.

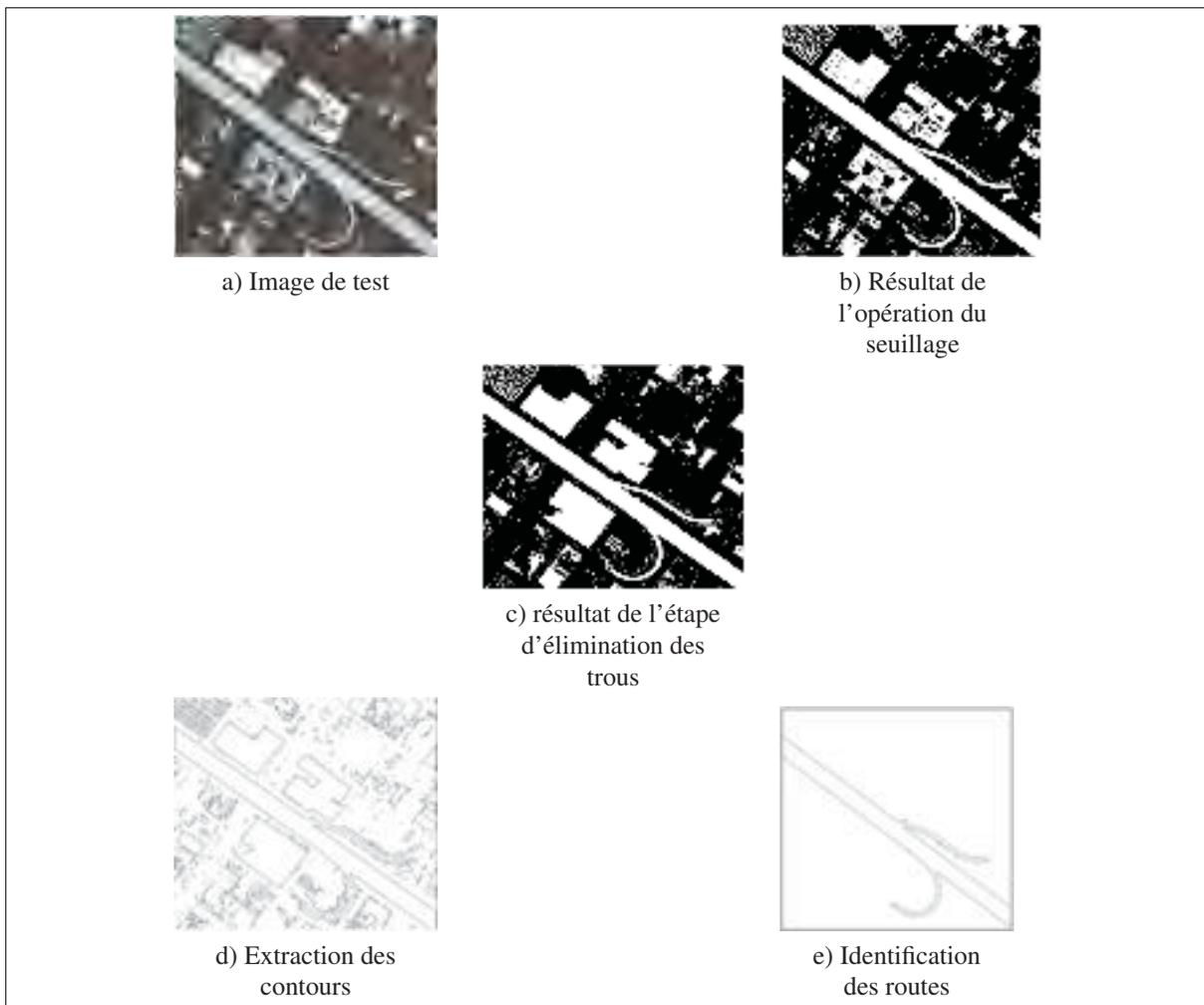


Figure 2.9 Approche proposée par Jinxin *et al.* (2006)

Dans certains cas, la particularité des images manipulées impose des contraintes qui compliquent l'extraction des contours des objets. Les images RSO représentent un cas concret, puisqu'elles diffèrent des images optiques par la présence du chatoiement qui rend les méthodes dérivatives non applicables. Cette complexité s'explique par le fait qu'il n'existe pas un résultat unique du calcul des fausses alarmes générés par application de ces méthodes, ce qui favorise les opérateurs basés sur le calcul du ratio ou l'application de l'analyse multiéchelle pour éliminer ce bruit. La transformée en ondellettes a été utilisée Sun & Mao (2011) pour filtrer les arêtes non pertinentes et garder seulement celles appartenant aux rivières dans les images RSO. Une étape de suivi est utilisée, par la suite, pour relier les segments générés à la première étape. Le résultat obtenu est montré dans la figure 2.10b.



Figure 2.10 Résultat de l'application de la méthode de Sun & Mao (2011) sur une image RSO.

### Les approches basées sur l'analyse de la texture

Une texture est une structure spatiale constituée par l'organisation de primitives de base, sa description est reliée à l'état de la surface, lisse ou au contraire rugueuse. La texture permet de décrire des surfaces trop difficiles à caractériser par des arêtes (exemple : pelouse, mer, forêt, etc.). Il n'existe pas de définition formelle de la texture, mais nous pouvons la définir comme étant l'étude de l'organisation des pixels entre eux. Elle est définie sur deux niveaux :

- La description des éléments de base qui forment la texture.
- La description de la relation spatiale qui organise ces éléments.

Les mesures de texture sont variées, mais elles peuvent être décomposées en deux familles :

- **Analyse statistique** de premier ordre qui comprend le calcul de la moyenne, la variance, l'asymétrie, l'énergie, l'entropie à partir de l'histogramme, etc, l'analyse statistique du second ordre qui se base sur l'étude des différentes matrices de cooccurrence ainsi que l'analyse statistique d'ordre supérieure à l'aide des moments géométriques.
- **Analyse fréquentielle** de la texture fondée sur la transformée de Fourier, de Gabor ou en ondelettes.

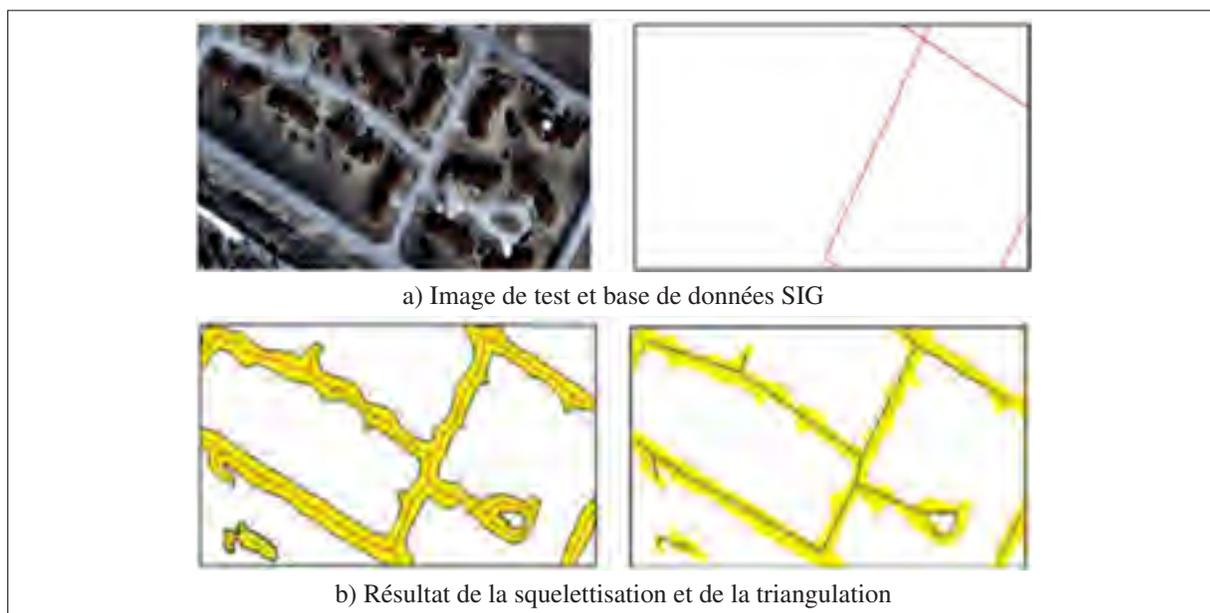


Figure 2.11 Résultat de l'approche décrite dans Mena & Malpica (2005)

Dans le contexte de l'identification des structures linéaires, la texture a été utilisée maintes fois dans la description de l'homogénéité de leur surface. Plusieurs auteurs considèrent les routes et les rivières comme étant des structures allongées et homogènes. L'un de ces travaux de recherche est celui de Mena & Malpica (2005) qui profite du cadre mathématique qu'offre la théorie d'évidence pour la fusion des résultats issus de l'application de plusieurs mesures de

texture. La méthode proposée comprend quatre modules : une première phase qui consiste à utiliser les routes déjà détectées dans une base de données géographique comme zone d'apprentissage et l'application d'un filtre médian afin d'éliminer le bruit. La deuxième phase se traduit par l'application des mesures de texture du premier et du second ordre pour segmenter l'image. Les images résultantes de la segmentation sont ensuite fusionnées à l'aide de la théorie d'évidence. La troisième étape vise à squelettiser les routes et à raffiner les résultats par triangulation. Et finalement, une quatrième phase d'évaluation des résultats et de validation est réalisée. Les différentes étapes décrites précédemment sont illustrées dans la figure 2.11.

### **Les approches basées sur la classification pixellique**

Ces méthodes de classification utilisent l'information radiométrique contenue dans une ou plusieurs bandes spectrales pour classer les pixels de l'image. L'objectif de cette approche est de faire correspondre les classes spectrales aux classes d'information. Les classes spectrales sont les groupes de pixels qui ont les mêmes caractéristiques spectrales tandis que les classes d'informations sont les catégories d'intérêt que nous cherchons à identifier dans la scène. Les approches de classification de l'image peuvent être décomposées en deux familles :

- La classification non supervisée : les classes sont créées automatiquement et sans connaissance à priori.
- La classification supervisée : consiste à générer à partir d'un ou de plusieurs échantillons sélectionnés et validés par l'utilisateur des règles de classification permettant de classer un nouvel élément.

Les méthodes à base de classification ont été largement utilisées dans la littérature pour l'extraction des structures linéaires à partir des images satellites Zhang & Lin (2010), Zhu *et al.* (2015) et Matgen *et al.* (2011). Généralement, l'utilisateur est appelé à fournir à partir d'une interface graphique des zones appartenant à la surface de la structure linéaire pour l'apprentissage du classifieur. Le travail de Zhang & Lin (2010) présente un très bon exemple pour cette famille de méthodes. Dans son travail publié en 2010, l'auteur présente une approche supervisée pour l'extraction des routes basée sur le SVDD (une amélioration du classifieur

séparateur à vaste marge SVM ). Trois étapes ont été proposées afin d'identifier les routes présentes dans l'image optique d'entrée : la première étape consiste à fournir à l'utilisateur une interface graphique pour lui faciliter le choix des zones d'apprentissage, puis les pixels contenus dans chaque fenêtre sont accumulés dans un histogramme et les caractéristiques provenant de la concaténation des histogrammes issus des trois bandes sont utilisées comme entrée pour le classifieur dit "SVDD" afin d'augmenter la taille du vecteur caractéristique. Les résultats de cette approche sont acceptables, mais la classification échoue dans la distinction entre les routes, les bâtiments et le sol nu, comme nous pouvons le remarquer dans la figure 2.12 à cause de leurs radiométries semblables.

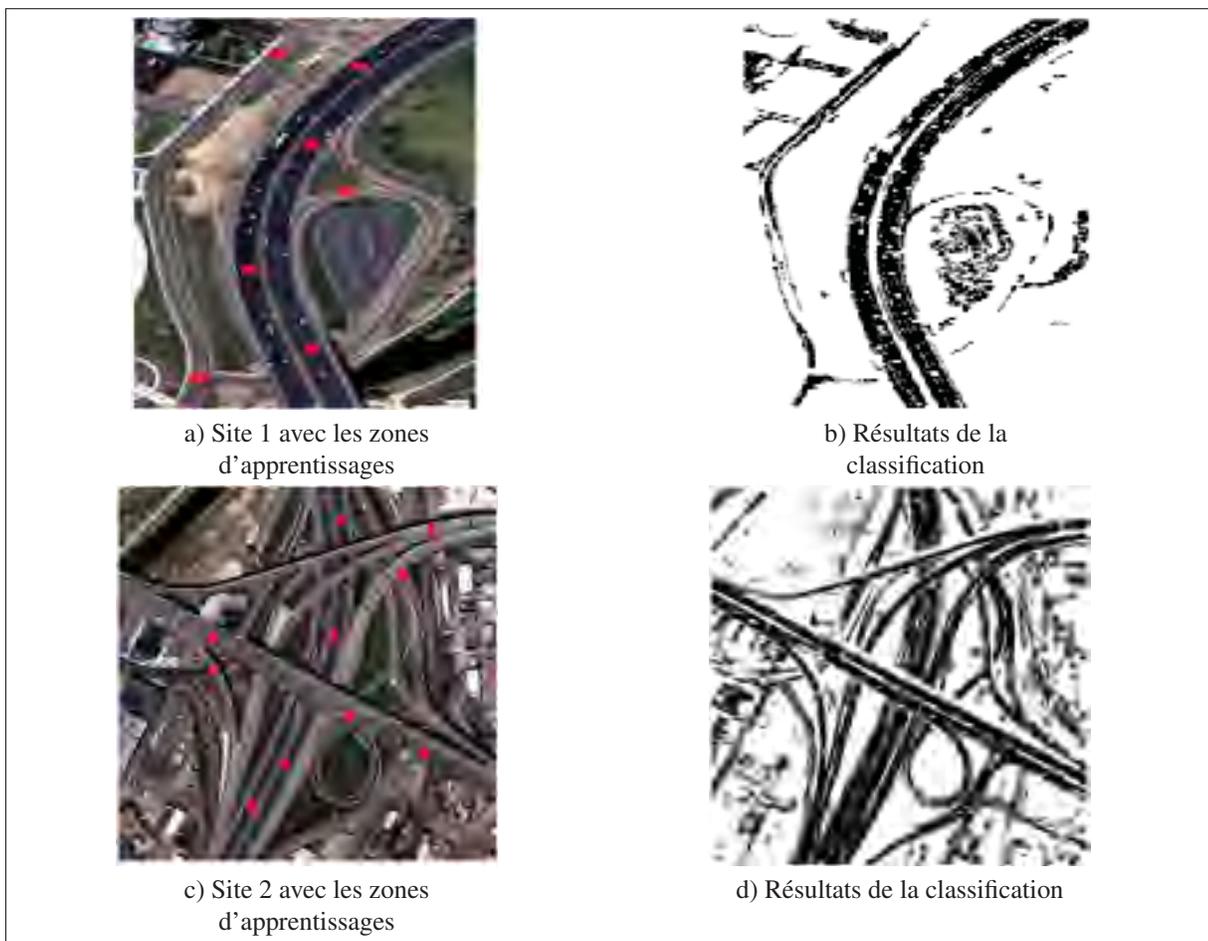


Figure 2.12 Résultats de l'extraction des routes pour les sites 1 et 2

Plusieurs études ont tenté de caractériser les rivières en fonction de leur réponse radar et l'homogénéité de leur surface. Ces approches ont donné des résultats très prometteurs, mais elles restent encore limitées dues à la présence de chatoiement qui caractérise les images RSO et d'autres objets avec des réponses radiométriques similaires. Parmi ces méthodes, les techniques les plus couramment utilisées sont celles fondées sur le seuillage de l'image pour extraire les surfaces d'eau. Ces méthodes reposent essentiellement sur le fait que les valeurs de rétrodiffusion de l'eau dans les images RSO sont très faibles, et il est donc possible d'en extraire une partie d'une rivière ou d'un lac en sélectionnant les pixels qui sont inférieurs à une valeur de seuil donnée. Zhu *et al.* (2015) discrimine l'eau des objets de l'arrière-plan en utilisant un seuil optimal sélectionné par la méthode d'Otsu (1979), suivie de l'application de la morphologie mathématique. Dans Matgen *et al.* (2011), la rétrodiffusion de l'eau est d'abord estimée en utilisant une fonction de densité de probabilité gamma, puis une étape de seuillage est appliquée afin de séparer complètement l'eau à partir des autres composants de la scène, et enfin la surface de l'eau est identifiée par l'application de l'algorithme de croissance de région. Les données d'un modèle numérique de terrain (MNT) sont utilisées dans Hong *et al.* (2015) pour éliminer les distorsions géométriques et radiométriques à partir d'images RSO. Cette approche génère ensuite une carte d'occupation du sol en utilisant l'algorithme d'analyse des données d'auto-organisation interactive afin de déterminer le seuil optimal pour l'amplitude, classer l'image et extraire la surface de la rivière. Les méthodes basées sur le seuillage sont très efficaces et produisent de très bons résultats. Cependant, la présence de chatoiement sur la surface de l'eau et l'existence de plusieurs objets qui ont une réponse radiométrique similaire à celle de l'eau rend la détermination d'un seuil optimal pour séparer les zones d'eau des autres objets une tâche complexe.

### **2.5.2 Les méthodes globales**

Les approches globales d'extraction des structures linéaires sont définies comme étant les méthodes qui s'intéressent à l'interprétation des regroupements de pixels dans l'image. L'idée de base provient du fait qu'il est difficile de confirmer l'appartenance d'un objet à une classe ou

à une autre sans analyser son voisinage et interpréter leurs groupements, la texture et l'alignement. Cette famille d'approches est largement utilisée dans la littérature vu qu'elle est moins sensible aux bruits présents dans l'image. Dans la plupart des cas, les méthodes globales suivent les méthodes locales pour affirmer ou rejeter l'appartenance d'un pixel à une classe. Dans le domaine d'extraction des structures linéaires, la transformée de Hough, de Radon Herumurti *et al.* (2013), Rianto (2002) et Cheng-Li *et al.* (2005) et la classification objet Shackelford & Davis (2003) entrent dans le cadre de cette famille d'approches. La linéarité et le parallélisme des bords de ces structures représentent une information incontournable dans le processus d'extraction des routes et des rivières.

### **Les approches basées sur la transformée de Hough**

La transformée de Hough est un outil employé dans le domaine de la vision par ordinateur pour la détection des lignes. Ces dernières sont définies par deux paramètres qui peuvent s'écrire, dans le cas des lignes droites, sous la forme  $ax+b$  avec 'a' la pente ou le taux de variation et 'b' la valeur de l'ordonnée à l'origine. Elle peut être employée pour trouver n'importe quelle forme (droite, cercle ou ellipse) représentée par un ensemble de paramètres. Nous présentons dans ce qui suit un petit rappel de cette méthode.

Développée par P. Hough en 1963 sous concession de brevet d'IBM, le principe de cette transformée est simple et consiste à faire la correspondance entre les coordonnées d'un pixel et l'espace des paramètres (a,b). Par conséquent, un point dans l'image sera représenté par une sinusoïde provenant de l'utilisation de coordonnées polaires et un point dans l'espace des paramètres sera représenté par une ligne dans l'image. Extraire une droite à partir de l'image revient à déterminer dans l'accumulateur de l'espace des paramètres la coordonnée qui a le plus de votes, en effet le nombre de points votés représente l'importance de cette droite dans l'image. Il suffit donc de retenir les pics dans l'accumulateur pour déterminer les droites les plus pertinentes dans l'image.

La transformée de Hough a été largement utilisée dans la littérature pour l'extraction des structures linéaires, en particulier les routes Herumurti *et al.* (2013), Rianto (2002) et Cheng-Li *et al.* (2005). Dans Herumurti *et al.* (2013), l'algorithme de croissance de région est utilisé pour différencier les bâtiments des routes dans une zone urbaine : une première étape consiste à appliquer un filtre médian, une fois l'image filtrée, un seuillage est appliqué à l'image dans le but de la binariser. La transformée de hough est appliquée par la suite pour extraire les structures linéaires. Les droites générées par l'application de la transformée de Hough représentent en fait les routes présentes dans l'image, mais aussi des droites formées par les contours des bâtiments ou ceux d'autres objets linéaires comme les rivières. Pour résoudre ce problème, l'algorithme de croissance de région est appliqué en considérant les périmètres des routes comme étant des germes pour la croissance de région. La figure 2.13 illustre l'étape de prétraitement de l'image.

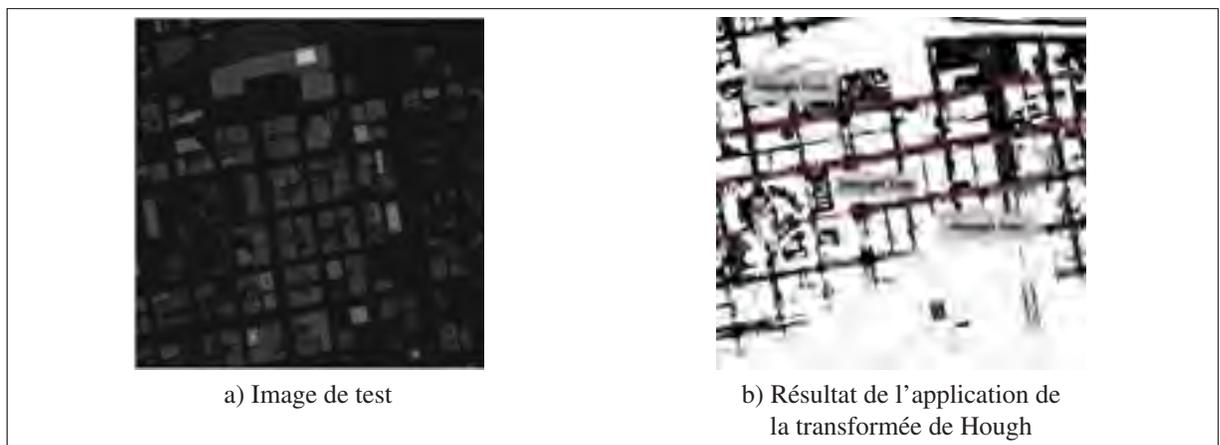


Figure 2.13 Les résultats de la détection des routes, tirés du travail de Herumurti *et al.* (2013).

Une variante de la transformée de Hough proposée pour l'extraction des structures linéaires à partir des images RSO est décrite dans Wei & Feng (2016). Les auteurs partent de l'hypothèse que les arêtes des objets dans les images RSO sont susceptibles d'appartenir à une droite dans l'image et donc devraient avoir plus de poids dans l'accumulateur de l'espace des paramètres. Les résultats obtenus montrent les bonnes performances de l'approche proposée, mais

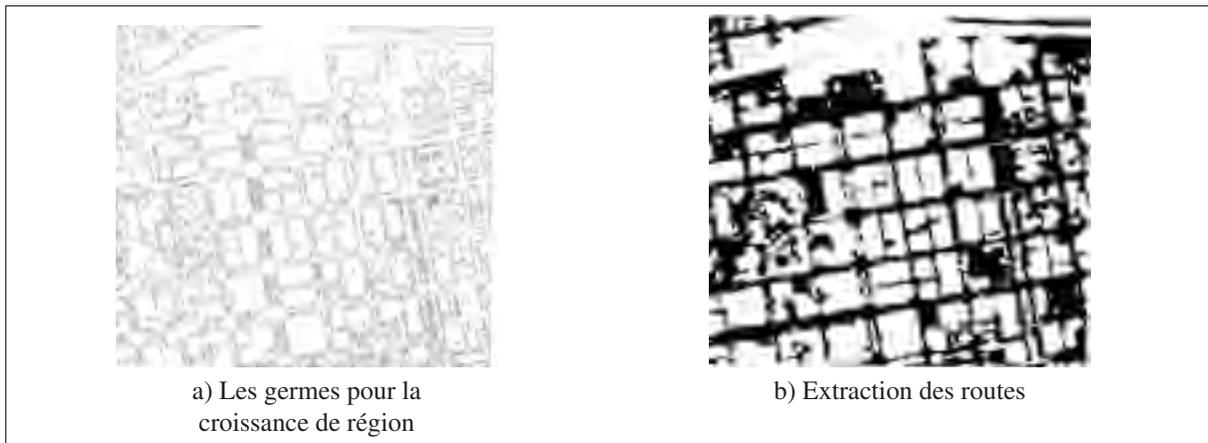


Figure 2.14 Utilisation des périmètres comme des germes pour la croissance de région.

rappellent aussi les problèmes qu'éprouve cette technique face aux objets caractérisés par une forte courbure.

### Les approches basées sur la classification orientée objet

Contrairement à la classification pixellique, la classification orientée objet analyse les regroupements de pixels contigus en se basant sur la valeur spectrale, la forme, le contexte, etc. Le processus de classification orientée objet comporte deux phases : une étape de segmentation des objets et une étape d'affectation à une classe. Pour pouvoir appliquer une classification orientée objet sur l'image, il est nécessaire de considérer les différents niveaux hiérarchiques qui définissent le niveau de détail de l'objet. Ensuite, identifier l'objet d'intérêt par application d'un certain nombre de règles qui traduisent les connaissances sur cet objet. La classification orientée objet trouve son utilité dans l'extraction des structures linéaires du fait qu'elle favorise la description grossière de ces structures sans se focaliser sur les détails comme les voitures et le bruit présents dans l'image qui sont difficiles à discriminer en cas de classification pixellique.

Dans Shackelford & Davis (2003), une approche basée sur la classification orientée objet de l'image est proposée : une classification pixellique à l'aide de la logique floue est d'abord appliquée à l'image afin de discriminer les classes : bâtiments, routes, herbes, arbres, sol nu, ombre. Les résultats de cette phase sont améliorés à l'aide de mesures de texture (p. ex. entropie) pour

distinguer entre deux classes, herbes et arbres par exemple, puis les dimensions spatiales des objets ont été utilisées pour distinguer les routes par rapport aux bâtiments. Le deuxième niveau consiste à appliquer une classification orientée objet afin de raffiner les résultats de la classification pixellique : décomposer la classe bâtiments en bâtiments résidentiels, bâtiments industriels ou bâtiments commerciaux. Une fois l'image classée, les routes sont étiquetées et leurs axes principaux sont détectés par application d'un algorithme de squelettisation. La figure 2.15 présente les résultats des étapes de la méthode d'extraction proposée.

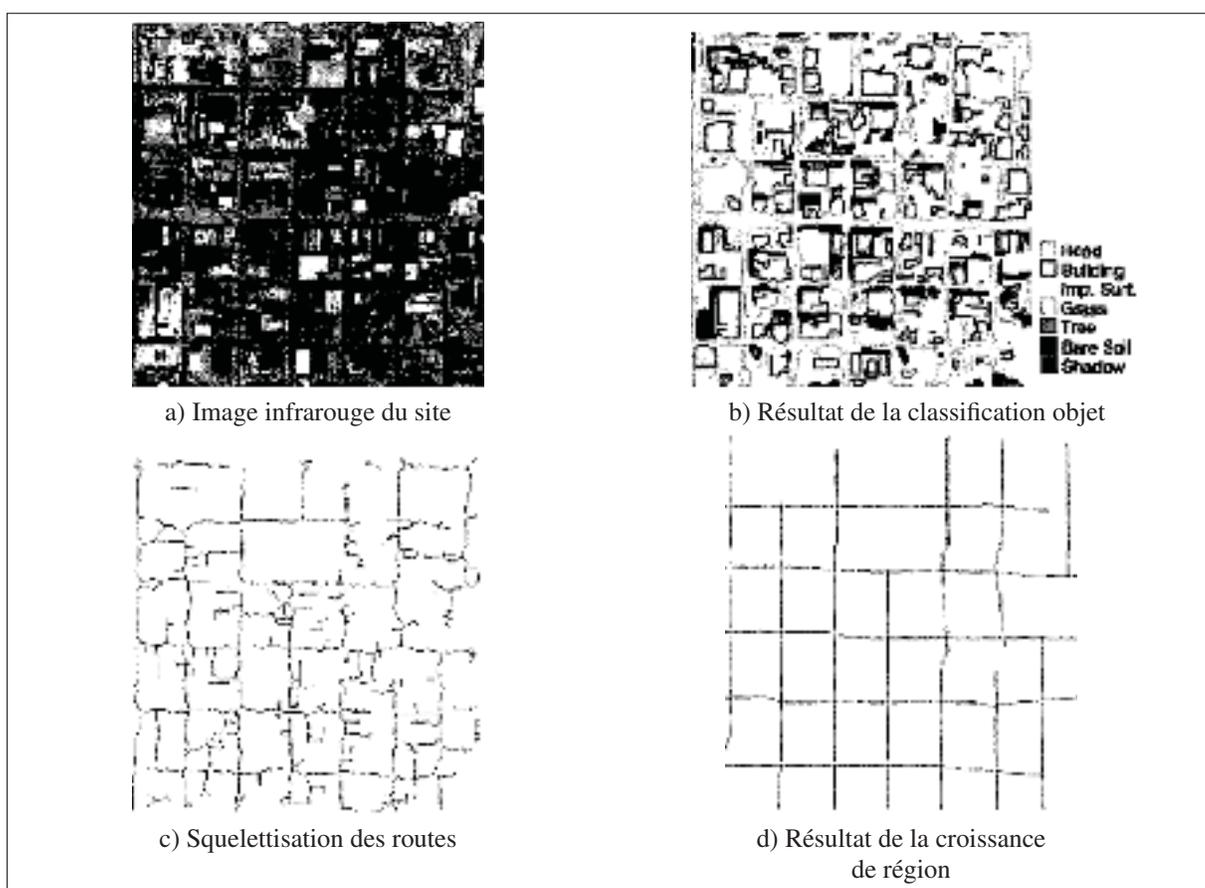


Figure 2.15 Résultats de l'extraction des routes par application de la méthode proposée dans Shackelford & Davis (2003)

### 2.5.3 Les approches hybrides : l'analyse multiéchelle

Les familles d'approches d'extraction locale et globale couvrent la plupart des approches de détections des structures linéaires. Ces méthodes traitent les structures linéaires comme étant des objets invariants indépendamment de l'échelle d'observation. Mais en réalité, la notion d'échelle est l'une des notions les plus importantes dans le traitement du signal en général et le traitement d'images en particulier. Il est important dans le processus de segmentation et d'extraction des objets de déterminer l'échelle convenable sinon nous risquons de produire une sur ou sous segmentation de l'objet d'intérêt. Les routes, par exemple, sont perçues différemment dépendamment de l'échelle d'observation (voir figure 2.16) :

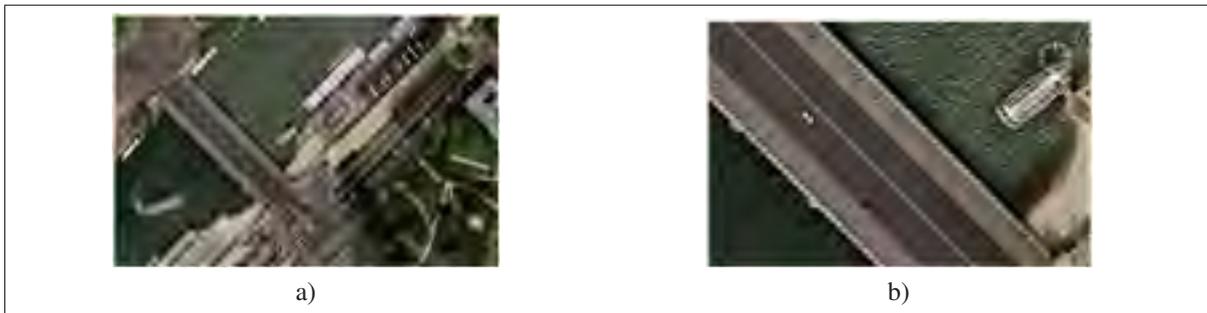


Figure 2.16 Une route perçue à différentes échelles.

L'idée de la représentation multiéchelle est de générer moyennant un paramètre unique (le paramètre d'échelle  $t$ ) une famille d'images dérivée de l'image d'origine en éliminant à chaque stade l'information non utile et en gardant en même temps une information minimale qui représente l'objet. En se basant sur cette définition, la résolution d'un problème d'extraction des routes revient à déterminer l'échelle la plus adéquate pour l'extraction des routes à partir des images satellitaires. Il est important de mentionner que les routes dans une même image peuvent appartenir à différentes échelles suivant leurs classes : autoroutes, routes et chemins. Les travaux qui s'intéressent à l'analyse multiéchelle sont nombreux, mais ceux qui appliquent la vraie définition de l'analyse multiéchelle sont moins nombreux. Parmi les travaux dans cet axe de recherche, nous citons le travail de Naouai *et al.* (2011). Dans leur article, les auteurs utilisent la transformée en ondelettes pour segmenter l'image à différents niveaux d'échelles,

ensuite les régions issues de la segmentation sont filtrées suivant leur mesure de rectangularité basée sur le rapport entre le périmètre de l'objet et sa superficie. Finalement, il applique les opérateurs morphologiques pour l'amélioration des contours et la squelettisation pour extraire les axes principaux du réseau routier.

La transformée en ondelettes est un outil très puissant pour le traitement du signal et des images et la compression de l'information de données numériques. Cela a poussé les chercheurs à proposer des variantes de cet outil tout en gardant l'avantage qu'elle offre par rapport à d'autres méthodes de traitement du signal plus traditionnelles. Parmi ces travaux, nous citons la transformée de beamlets qui a été proposée pour la première fois par Donoho et Huo dans Donoho & Huo (2002). Cette transformée a l'avantage que l'élément de base de la décomposition est une droite, le principe consiste à approximer les contours de l'image à l'aide de segments de droite appartenant à plusieurs échelles. Cette décomposition permet de réaliser une analyse multiéchelle de l'image tout en gardant une information pertinente sur l'orientation des segments dits "beamlets", ainsi que leur orientation.

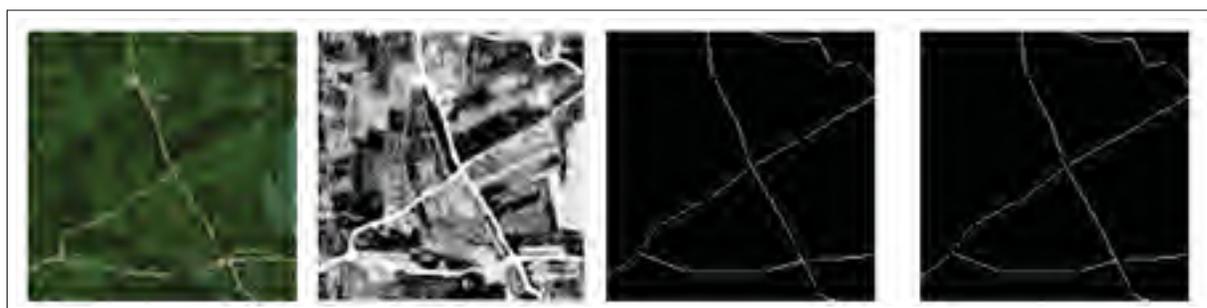


Figure 2.17 Résultat de la simulation obtenue par Salari dans Salari & Zhu (2012)

Les travaux sur les beamlets ne sont pas nombreux et la plupart d'entre eux traitent les images radar, nous citons dans ce contexte le travail de Salari qui a proposé une méthode pour l'extraction des routes à partir des images radar bruitées. Dans leur article, Salari & Zhu (2012) décrivent une méthode qui profite de l'information sur l'orientation et la direction de chaque beamlet pour la détection des segments quasi droits dans l'image et reconstruire par la suite le réseau routier. Les résultats obtenus sont exposés dans la figure 2.17.

## 2.5.4 Résumé des approches existantes

Tableau 2.1 Tableau récapitulatif des différents travaux et approches d'extraction des structures linéaires

Référence	Famille	Méthode	Satellite	Résol.	Avantages	Inconvénients
Mohammadzadeh <i>et al.</i> (2006)	locale	Morphologie  mathématique	IKONOS	haute	✓ Les structures de forme rectangulaire ou carrée sont adéquates pour le rehaussement des éléments linéaires	✓ Nécessite l'intervention de l'utilisateur
Chaudhuri <i>et al.</i> (2012)	locale	Morphologie  mathématique	IKONOS	haute		
Jinxin <i>et al.</i> (2006),  Sun & Mao (2011)	locale	contours	Quickbird  RADARSAT-2	haute	✓ Les bords parallèles des structures linéaires présentent une information capitale	✓ Confusion entre les contours des routes et ceux d'autres objets (Bâtiments, rivières)
Mena & Malpica (2005)	locale	texture	-	haute	✓ Exploite les relations spatiales entre pixels	✓ Temps considérable de calcul  ✓ Les structures linéaires ne présentent pas une texture uniforme
Zhang & Lin (2010), Zhu <i>et al.</i> (2015)	locale	classification  pixellique	Aérienne  RADARSAT-2	très  haute	✓ Simple à appliquer	✓ Sensible aux bruits
Herumurti <i>et al.</i> (2013), Wei & Feng (2016)	globale	transformée  de Hough	-	haute	✓ Simple à appliquer  ✓ Robuste aux bruits	✓ Taux élevé d'erreurs de commission  ✓ Incapable d'extraire les courbes
Shackelford & Davis (2003)	globale	classification  objet	IKONOS	haute	✓ Robuste aux bruits	✓ Difficile de définir le niveau de détails souhaités
Naouai <i>et al.</i> (2011)	analyse multi-échelles	transformée en Ondelettes	Quickbird	haute	✓ Permet de déterminer l'échelle adéquate pour l'identification des routes	✓ Difficile à implémenter
Salari & Zhu (2012)	analyse multi-échelles	transformée en Beamlets	Radar : SAR	haute	✓ Permet de décomposer l'image en beamlets faciles à localiser et analyser	✓ Les images optiques sont difficiles à traiter : présence des couleurs

## **2.6 Une revue de littérature relative à l'identification et l'évaluation des dommages des structures linéaires à l'aide des images satellitaires**

### **2.6.1 Mise en contexte**

#### **Définition**

Nous allons nous baser pour la détection des changements des structures linéaires résultants d'une catastrophe majeure sur la définition suivante :

La détection des changements est le processus d'identification des différences dans une région en comparant ses images prises en différents moments, Ilsever & Unsalan (2012).

La détection des changements est un domaine de recherche très vaste qui touche plusieurs applications comme : l'analyse des séquences d'IRM, la production des cartes d'occupation du sol, le suivi des cibles avec les capteurs radar, etc. Le nombre d'images à analyser varie à son tour selon le domaine d'application, allant d'une seule image à une large séquence vidéo en cas de surveillance de suspects en utilisant des caméras de surveillance. Dans le volet de la télédétection, les champs d'application de détection des changements sont aussi divers, nous citons l'inspection des forêts et le suivi de leur déforestation, le suivi de l'évolution des inondations et la mise à jour des bases de données géographiques "SIG". Concernant les techniques de la détection des changements, les plus utilisées sont celles qui comparent deux images multitemporelles acquises à différents moments en supposant qu'elles sont identiques sauf en quelques régions qui représentent les changements sur le terrain.

Pour les experts en télédétection, la tâche de détection des changements est une tâche difficile qui engendre plusieurs prétraitements et corrections radiométriques et géométriques, car généralement, ils sont appelés à comparer deux images qui n'ont pas les mêmes caractéristiques comme la résolution spatiale ou l'angle d'incidence. En cas de comparaison entre images panchromatiques et multispectrales, les photointerprètes appliquent souvent la technique de

*pansharpening* qui permet de fusionner les propriétés des données panchromatiques et multispectrales afin d'injecter des détails spatiaux de l'image panchromatique dans l'image multispectrale. Le problème de cette technique est l'introduction dans l'image d'artéfacts spatiaux et de distorsions spectrales qui peuvent affecter la précision des cartes de détection des changements Bovolo *et al.* (2010). Un autre problème de la détection des changements survient quand les deux images sont acquises avec deux angles d'acquisition différents. Cela nécessite une correction géométrique des images et la création d'une fonction de transformation permettant d'associer à chaque pixel dans l'image esclave (image de l'après catastrophe par exemple) un pixel dans l'image maîtresse. La présence d'obstacles empêche à son tour la détection des changements, un exemple très courant : les nuages qui peuvent occlure les régions d'intérêt. Par conséquent, une bonne détection des changements passe forcément par l'application d'une étape de prétraitement et de recalage afin de préparer les deux images pour la comparaison et l'extraction des différences.

### 2.6.2 La détection de changement dans le cadre des images satellitaires

Avant de présenter un état de l'art des différentes approches de détection des changements subis par les structures linéaires, nous allons commencer notre revue de littérature par les méthodes de détection de changements en général qui peuvent être appliquées sur divers types de données y compris les données satellitaires.

#### Méthode basée pixel et noyau

Elle est considérée parmi les techniques les plus simples de détection des changements et consiste à soustraire une image d'une autre de la même région prise à deux dates différentes. Une formulation mathématique de cette technique est la suivante :

$$X_d(x, y) = I_1(x, y) - I_2(x, y). \quad (2.17)$$

Les différents coefficients de la matrice de changements décrivent le degré de changement pour chaque pixel, une valeur élevée traduit un changement important sur le terrain entre les deux images aux dates  $t_1$  et  $t_2$ . Pour garder seulement les changements significatifs, nous effectuons généralement une opération de seuillage définie par :

$$S(x,y) = \begin{cases} 1, & X_d(x,y) \geq \tau \\ 0, & X_d(x,y) < \tau \end{cases}$$

D'autres variantes pour le calcul des changements ont été proposées :

✓ **La valeur absolue** : utilisée pour avoir un changement positif :

$$X_d(x,y) = |I_1(x,y) - I_2(x,y)|. \quad (2.18)$$

✓ **Le rapport** : utilisé généralement pour la détection des changements dans les images radar et exige que les deux images soient recalées auparavant :

$$X_d(x,y) = \frac{I_1(x,y)}{I_2(x,y)}. \quad (2.19)$$

NB : Les valeurs que prennent  $X_d(x,y)$  dans la formule 2.19 sont dans l'intervalle  $[0, +\infty[$  nous pouvons toutefois normaliser pour obtenir des valeurs entre  $[-\frac{\pi}{4}, +\frac{\pi}{4}]$ , puis effectuer un seuillage :

$$X_d(x,y) = \arctan\left(\frac{I_1(x,y)}{I_2(x,y)}\right) - \frac{\pi}{4}. \quad (2.20)$$

### Méthodes basées texture

La texture est définie comme étant l'analyse statistique de la relation spatiale entre des pixels dans l'image. Plusieurs chercheurs se sont intéressés à l'analyse de la texture et son application dans le domaine de la détection de changements, cet intérêt étant dû à l'information particulière

qu'offre la texture par rapport à la radiométrie. La figure 2.18 montre deux images caractérisées par deux textures distinctes, mais de distributions de niveau de gris identiques.

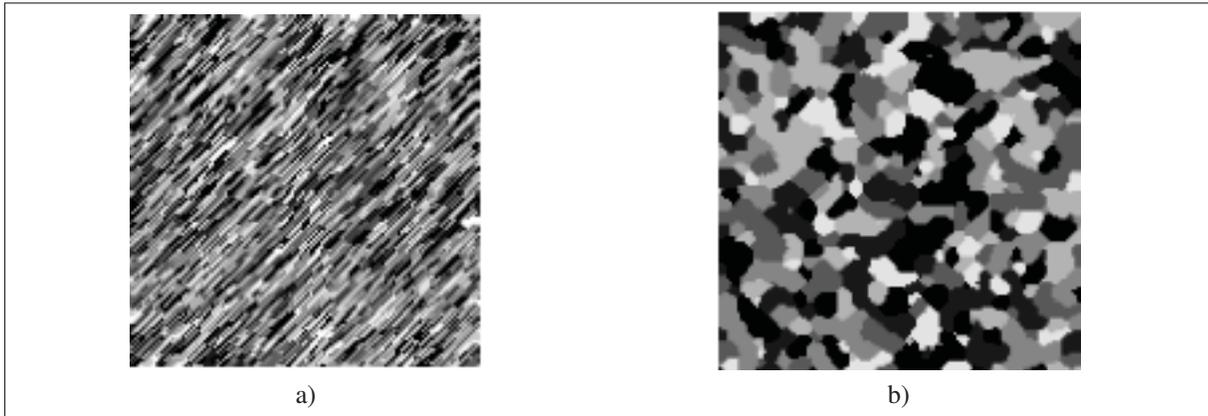


Figure 2.18 Deux images en niveaux de gris caractérisées par deux textures distinctes et deux histogrammes identiques, tirées de la thèse Germain (1997)

Nous allons dans ce qui suit essayer de présenter quelques mesures de texture sans trop entrer dans les détails :

✓ **Matrice de cooccurrence** : elle est considérée comme l'une des mesures les plus utilisées pour l'analyse de la texture. Introduite par Haralick *et al.* (1973), elle est représentée par une matrice de taille  $K \times K$  avec  $K$  le nombre de niveaux de gris de l'image analysée. Elle permet de déterminer dans une image le nombre d'occurrences de paires de niveaux de gris séparés par une distance  $d$  dans une direction définie par le vecteur déplacement  $(dx, dy)$

Haralick a défini dans son travail plusieurs mesures de texture calculables à partir de la matrice de cooccurrence comme le contraste, la corrélation, l'homogénéité, l'énergie, etc. La détection des changements est calculée en mesurant la distance entre ces mesures de texture.

✓ **Transformée de Fourier** : définie par Joseph Fourier en 1822, cette transformée est une opération mathématique qui consiste à décomposer une fonction  $f$  selon ses fréquences en une fonction  $\hat{f}$ . L'étude du spectre de Fourier donne une idée sur l'orientation de la texture et son

amplitude : les pics dans ce spectre nous informent sur l'orientation dominante de la texture dans l'image et la localisation de ces pics détermine sa période spatiale.

✓ **Transformée en ondelettes** : au même titre que la transformée de Fourier, la transformée d'ondelettes consiste à décomposer une fonction ou un signal selon le temps et la fréquence ce qui permet de localiser les singularités contrairement à la transformée de Fourier qui permet une analyse plutôt globale. Cette définition a été adaptée par la suite par Mallat (1989) et Meyer (1992) pour le traitement des images et qui représente le cas discret de la transformée en ondelettes. En pratique, décomposer une image en ondelettes revient à appliquer une série de filtres passe-haut et passe-bas. Il existe différentes variantes d'ondelettes analysantes telles que Haar, Daubechies ou Chapeau mexicain.

### **Méthodes basées structure**

Contrairement aux autres approches déjà citées dans cette section, les méthodes basées sur l'analyse des structures présentes dans l'image ne se focalisent pas sur l'information radiométrique ou texturale, mais plutôt sur la comparaison des formes des objets. Ces techniques ciblent en particulier les contours des régions et les descripteurs extraits à partir des objets d'intérêt. Une comparaison entre ces primitives permet généralement de donner une idée sur la présence du changement et son degré.

✓ **Le SIFT : *Scale Invariant Feature Transform*** : les images satellitaires sont constituées d'objets de formes très variées. Dans une image synthétique, il est relativement facile de définir les formes connues de certains objets comme un ballon ou une ligne droite, contrairement aux bâtiments dans les images satellitaires par exemple qui peuvent avoir une forme circulaire au lieu de carrée. La caractérisation de ces objets en se basant sur l'information radiométrique ou texturale est une tâche difficile. Parmi les exemples concrets, nous citons les routes dans les images satellitaires qui peuvent changer de radiométrie ou de texture dans la même scène. Une manière de décrire ces objets est d'extraire des descripteurs. Un descripteur est un vecteur de caractéristiques capable de distinguer un objet d'un autre dans une image.

Le problème que nous rencontrons dans la définition de ces descripteurs est la difficulté de les définir et de les extraire sans les confondre. L'un des descripteurs les plus cités parmi la large gamme de descripteurs proposés dans la littérature est le SIFT. Introduit par David Lowe (2004), il permet d'extraire à partir des objets de l'image des points particuliers invariants aux changements d'échelles, à la rotation, à la translation et faiblement influencés par le changement d'illumination. Détecter des changements en se basant sur cette technique consiste à extraire les points invariants à partir des deux images puis chercher à comparer chaque point avec son homologue afin d'identifier la variation dans la forme des objets d'intérêt.

✓ **L'information sur l'ombre** : d'autres descripteurs ont été utilisés pour la caractérisation des changements dans les scènes urbaines. L'ombre des bâtiments utilisée comme descripteur peut fournir des informations utiles sur la présence des changements. En effet, la disparition d'un édifice suite à une catastrophe peut être marquée par l'absence de son ombre adjacente dans l'image de l'après-catastrophe. Aussi, l'ombre peut servir à identifier un changement dans l'altitude du bâtiment, cette information peut être utile dans des applications d'urbanismes. Parmi les descripteurs d'ombre utilisés dans le cas des images satellitaires, nous citons celui proposé par Sirmacek & Unsalan (2008) :

$$\Psi_r = \frac{4}{\pi} \arctan\left(\frac{\text{Rouge} - \text{Vert}}{\text{Bleu} + \text{Vert}}\right). \quad (2.21)$$

et le descripteur proposé Singh *et al.* (2012), qui décrivent un détecteur d'ombre basé sur une combinaison des canaux du modèle TSL défini comme suit :

$$NDI = \frac{\text{Saturation} - \text{Vert}}{\text{Saturation} + \text{Vert}}. \quad (2.22)$$

avec le modèle TSL défini à partir du modèle RVB par :

$$\text{Luminance} = \frac{\text{min} + \text{max}}{2}. \quad (2.23)$$

$$Saturation = \begin{cases} \frac{max-min}{max+min}, & si \ Luminance \leq 0,5 \\ \frac{max-min}{2-max-min}, & si \ Luminance > 0,5 \end{cases}$$

$$Teinte = \begin{cases} 60 \times \left( \frac{Vert+Bleu}{max-min} \right), & si \ Rouge = max \\ 60 \times \left( 2 + \frac{Bleu-Rouge}{max-min} \right), & si \ Vert = max \\ 60 \times \left( 4 + \frac{Rouge+Vert}{max-min} \right), & si \ Bleu = max \end{cases}$$

avec  $min = \min(Rouge, vert, bleu)$  et  $max = \max(Rouge, vert, bleu)$ .

## 2.7 Une revue de littérature relative à l'identification et l'évaluation des dommages des structures linéaires

Peu de temps après une catastrophe, des images satellitaires sont acquises et comparées à des images de l'avant catastrophe et des cartes de référence afin de produire une carte d'évaluation des dommages. Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre précédent, l'objectif de cette thèse est de fournir une carte des dégâts des structures linéaires contenant des indications sur les routes touchées, une évaluation de l'amplitude des dommages causés par les inondations et délimiter l'étendue de l'eau. Le défi rencontré dans l'identification des changements est généralement dû à la variété des objets contenus dans les structures linéaires. En effet, il est difficile de discriminer clairement l'impact des dommages comme les fissures, les trous et la présence de l'eau, etc. Par conséquent, détecter les changements sur l'objet d'intérêt n'est pas suffisant, il faut en effet identifier la nature de ces changements afin de pouvoir évaluer les dommages par la suite. L'analyse des images multitemporelles en général et la détection des changements entre deux images en particulier sont des tâches difficiles à cause de la multitude de changements que subissent les images de l'avant catastrophe, surtout les plus récents. Ces dernières contiennent des édifices et des ponts récemment construits, des arbres plantés ou un nombre élevé de voitures dépendamment de l'heure de l'acquisition des images, ce qui produit des changements entre les images de l'avant- et de l'après-catastrophe. Nous avons constaté à partir de notre revue de littérature que les méthodes de détection des changements basées sur la radiométrie sont efficaces et très rapides dans l'identification des changements, par contre elles

sont incapables seules de distinguer la nature des changements. En effet, elles peuvent générer de fausses alarmes en passant simplement d'une couverture en béton de la route pour l'image avant à une couverture en asphalte pour l'image après ou en changeant la polarisation radar.

Plusieurs travaux dans la littérature se sont intéressés aux problèmes de détection des changements, certains d'entre eux partent directement d'une carte d'occupation du sol de la zone sinistrée à la recherche des occlusions, nous citons dans ce cadre le travail de Li *et al.* (2011). D'autres appliquent d'abord une étape d'extraction des structures linéaires avant de pouvoir décrire leurs dégâts. Dans notre cas, nous avons choisi de précéder l'étape d'évaluation des dommages par une étape d'extraction des structures linéaires, car les cartes d'occupation du sol ne sont pas toujours disponibles pour certaines régions et ne sont pas mises à jour régulièrement pour d'autres. Nous présenterons dans ce qui suit quelques approches qui ont traité ce problème et les différentes mesures d'évaluation employées dans ces cas d'événements.

### **2.7.1 Identification des dommages**

À partir des différents articles que nous avons lus et afin d'alimenter cette revue de la littérature, nous avons pu distinguer deux classes d'approches : la première famille d'approches s'intéresse uniquement à la localisation des dommages sur les structures linéaires : Li *et al.* (2011) et Wang *et al.* (2011). En raison de la non-disponibilité de certains types d'images peu de temps après la catastrophe, il n'est pas toujours possible de fournir une évaluation de l'ampleur du désastre. Ces travaux s'intéressent seulement à l'identification des occlusions et les zones inondées présentes sur ces structures.

Dans l'article Li *et al.* (2011), les auteurs proposent une nouvelle méthode pour la détection des dommages subis par le réseau routier suite à un tremblement de terre. Ils partent des hypothèses suivantes : le blocage des routes par des décombres montre généralement des variations spectrales et des caractéristiques texturales évidentes, ce qui justifie l'intégration des informations texturales dans le processus d'extraction de manière à réduire la confusion spectrale. Puisque le blocage des routes est principalement causé par les dégâts des constructions, les dommages aux

bâtiments dans les zones adjacentes aux routes sont extraits et utilisés comme des contraintes spatiales pour l'amélioration des résultats initiaux de la détection des dommages.

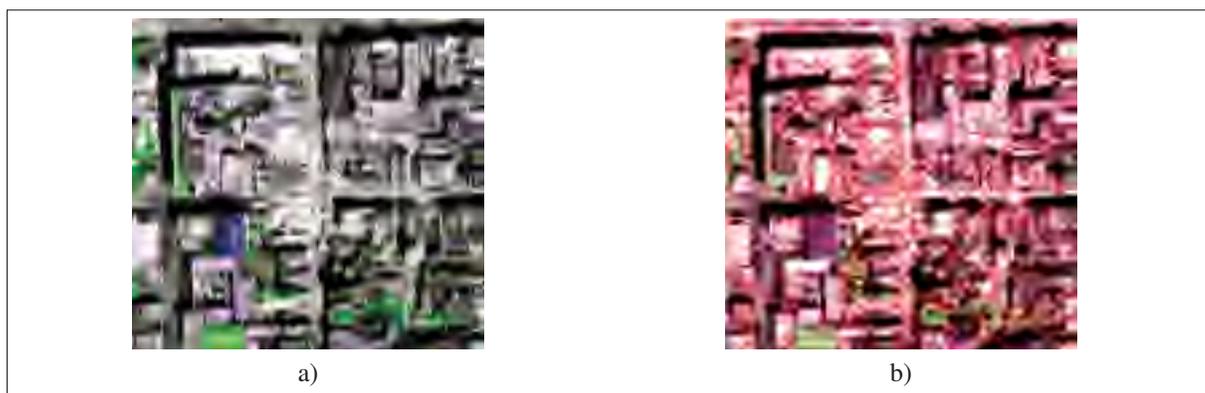


Figure 2.19 (a) L'image de test (b) Résultat de la segmentation de l'image .

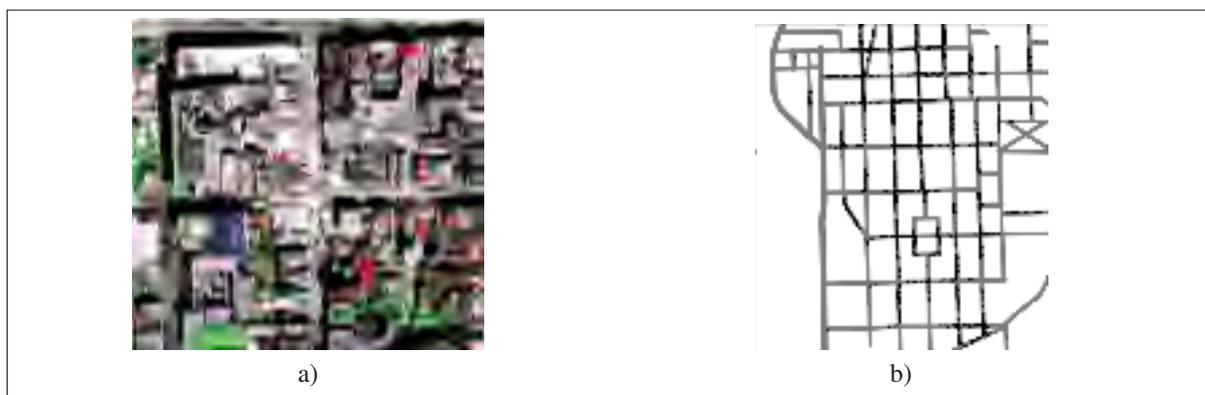


Figure 2.20 Identification des dommages : (a) des bâtiments et (b) des routes (à partir d'une deuxième zone de l'image d'entrée) .

La méthode de détection des dommages des routes proposées comprend trois modules : la détection initiale des dommages subis par les routes à partir d'une carte routière et la segmentation des objets d'intérêt en se basant sur les informations spectrales et texturales. Ensuite l'extraction des dégradations des bâtiments dans les zones adjacentes aux routes et une dernière phase de raffinement des résultats qui consiste à exploiter la détection des dommages des structures adjacentes aux routes comme les bâtiments pour corriger les résultats de la première

étape d'extraction des dégâts des routes. Les figures 2.19a, 2.19b et 2.20a représentent successivement l'image de test, la segmentation de l'image et le résultat de la détection des dommages des bâtiments tandis que la figure 2.20b expose les résultats de l'identification des dommages des routes (NB : la quatrième image correspond au résultat de l'application de l'algorithme pour l'identification des dommages des routes sur une autre zone de l'image de test).

Dans Lu *et al.* (2015), une méthode hybride pour la détection de changements à partir des images RSO d'une zone inondées est proposée. L'approche décrite est basée sur la fusion entre une technique pixelique de détection de changement et une technique objet de détection de changement pour identifier les régions inondées. L'étude expérimentale des résultats obtenus montre que la méthode proposée surpasse la plupart des approches existantes pour l'extraction des zones inondées. En revanche, le choix d'un seuil fixé pour la phase basée sur une détection de changement pixelique et les paramètres optimaux pour la segmentation objet de l'image reste problématiques et influence clairement la qualité des résultats obtenus.



Figure 2.21 Le résultat de l'application de la technique décrite dans Sohn *et al.* (2005)

La matrice de cooccurrence a été utilisée dans Sohn *et al.* (2005) pour identifier les zones inondées à partir des images RSO acquises par le satellite RADARSAT-1. Des informations auxiliaires issues d'un modèle d'élévation de terrain et de la correction radiométrique de l'image sont ajoutées aux résultats de l'application de la matrice de cooccurrence pour identifier les zones inondées caractérisées par une texture particulière. La figure 2.21 montre le résultat de la méthode Sohn *et al.* (2005), l'étendue des inondations est marquée par la couleur bleue.

Haghighattalab *et al.* (2010) proposent une approche très intéressante pour l'extraction des routes endommagées dans une zone urbaine. D'abord, une segmentation est appliquée sur l'image QuickBird pour extraire les objets d'intérêt, puis les objets résultants sont classés en route et non-route en se basant sur des descripteurs de texture. Finalement, un système d'inférence floue est proposé pour évaluer l'accessibilité de la route. Une carte des routes accessibles et non accessibles est générée comme le montre la figure 2.22.

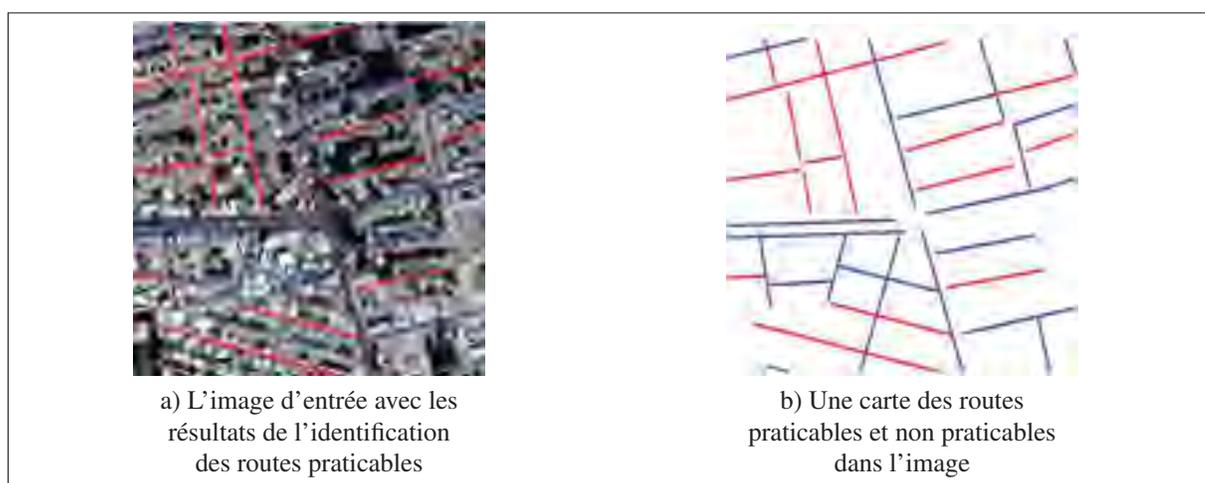


Figure 2.22 Résultat de la technique proposée dans Haghighattalab *et al.* (2010) : la couleur rouge décrit les routes non praticables et la couleur bleue désigne celles praticables.

Nous pouvons conclure à partir de cette revue de littérature que les techniques les plus utilisées pour l'extraction des dommages à partir des images radar ou optiques sont les méthodes basées sur l'analyse de la texture des objets. L'information texturale, contrairement à l'information radiométrique, est caractérisée par une robustesse par rapport au changement des conditions d'acquisition et caractérise efficacement les changements sur la surface homogène des structures linéaires comme les routes et les rivières. Le seul défi qui persiste est le choix de la meilleure échelle pour extraire ces mesures de texture, de façon à ressortir l'objet d'intérêt en éliminant les détails et en définissant les limites réelles de l'objet à analyser.

### 2.7.2 Évaluation des dommages

La deuxième famille de méthodes couvre les approches qui ne se contentent pas de localiser les dommages des structures linéaires, mais cherchent en plus à les évaluer et à les qualifier. Après la survenance d'une catastrophe, l'évaluation précise des dommages causés aux structures linéaires est une des clés de réussite d'une opération de secours. Toutefois, l'évaluation traditionnelle de la dégradation donne uniquement un aperçu des routes endommagées, mais ne permet pas de fournir une information sur leur capacité au trafic. Elle ne fournit pas non plus une idée sur l'ordre de priorité d'intervention suivant la gravité de la situation et les zones les plus touchées. Cela explique l'utilité de l'évaluation des dommages des structures linéaires dans le processus de gestion des catastrophes majeures.

Dans Li *et al.* (2010), une méthode originale pour l'évaluation des dommages des routes est proposée. Le but de ce travail est de déterminer le degré des dommages des routes qui reflète leur capacité réelle de trafic après une catastrophe. L'entrée de l'algorithme correspond aux zones sinistrées. Pour chaque pixel dans la zone endommagée, l'algorithme de croissance de région est appliqué pour segmenter les objets et extraire les zones homogènes. Dans le but de déterminer les degrés de dommages, les auteurs définissent cinq indices pour l'évaluation des dégâts :

1. La longueur totale des dommages (%) : le rapport de la longueur totale des dommages sur la longueur totale de la route.
2. La superficie totale des dommages (%) : le rapport de la superficie totale des dommages sur la superficie totale de la route
3. La longueur moyenne des dommages (%) : le rapport de la longueur moyenne des zones endommagées sur la longueur totale de la route.
4. Nombre de zones endommagées : le nombre de zones endommagées dans une route.
5. Nombre de zones de dégâts complets : le nombre de zones endommagées complètement.

Tableau 2.2 Tableau contenant les critères de classification des dégâts des routes tiré de Li *et al.* (2010)

Indice d'évaluation \ Degré de dommage	Intacts	Dommages	Dommages	Dommages
		léger	modéré	sérieux
Longueur totale des dommages(%)	10	(10-30)	[30-50)	50
La superficie totale des dommages(%)	6	(6-21)	[21-40)	40
La longueur moy. des dommages(%)	20	(20-40)	[40-60)	60
Nombre des zones endommagées	10	(10-20)	[20-40)	40
Nombre de zones de dégâts complets	0	0	[1-3)	3

La deuxième étape repose sur la délimitation des critères de classement des degrés des dommages. Cette étape est très importante, car elle permet de définir le passage entre l'évaluation quantitative et qualitative des dommages, le tableau 2.2 résume les critères suggérés dans Li *et al.* (2010).

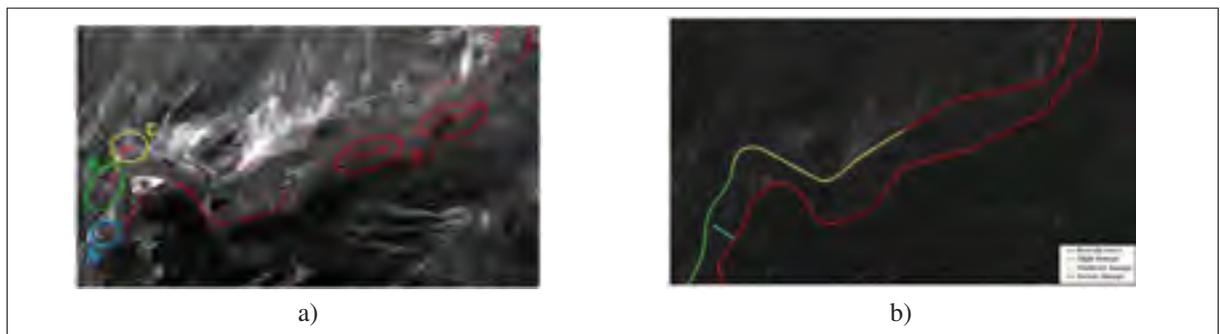


Figure 2.23 (a) Région des dommages (b) Affectation des dommages à des classes d'évaluation.

Le résultat de cette étape est la donnée de la classe d'appartenance pour chaque indice d'évaluation. Le problème est que ces chiffres obtenus sont inexploitable du fait que les valeurs des différents indices d'évaluation appartiennent à différentes classes, d'où l'utilisation de la méthode "grey clustering analysis (GCA)" qui consiste à calculer le degré d'appartenance de chaque indice à chaque degré de dommage et de créer une matrice d'appartenance. La résolution du problème d'affectation d'une classe de dommage à une région revient à chercher la

valeur maximale des différents indices dans la matrice et à retenir la classe équivalente. Les figures 2.23a et 2.23b montrent l'efficacité de cette méthode dans l'évaluation des dommages subis par les routes. (NB : Les couleurs bleu, vert, jaune et rouge représentent respectivement les classes de dommages : intacts, dommage léger, dommage modéré et dommage sérieux ).

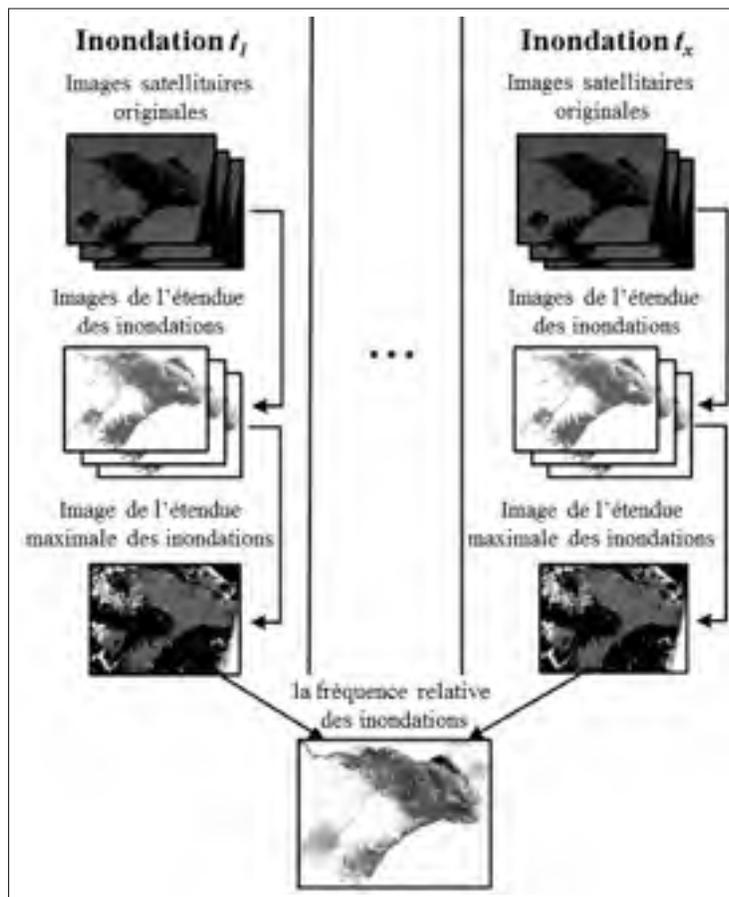


Figure 2.24 Les étapes de l'algorithme proposé par Skakun *et al.* (2014) pour estimer la fréquence relative des inondations.

En utilisant une série temporelle d'images acquises entre les années 1989 et 2012 des inondations en Namibie, les auteurs dans Skakun *et al.* (2014) ont été capables de générer des informations sur la fréquence relative des inondations, et d'autres statistiques comme la moyenne et l'étendue maximale et minimale. À partir d'une image acquise à une date  $t_x$ , une carte de l'étendue des inondations est produite en distinguant trois classes : 1- eau, 2- non-eau et 3-

indéfini et en se focalisant sur les zones susceptibles d'engendrer plus de dommages comme les rivières. Puis, les cartes produites par l'étape précédente sont fusionnées pour déterminer l'étendue maximale à une date fixée. Et finalement, la moyenne des cartes des étendues maximales est calculée pour déterminer la fréquence relative des inondations et déduire d'autres statistiques concernant la vitesse de l'eau. La figure 2.24 décrit les différentes étapes de la technique proposée dans Skakun *et al.* (2014) qui permet de prédire le niveau de l'eau lors des inondations futures et d'alléger les effets de cette catastrophe majeure.

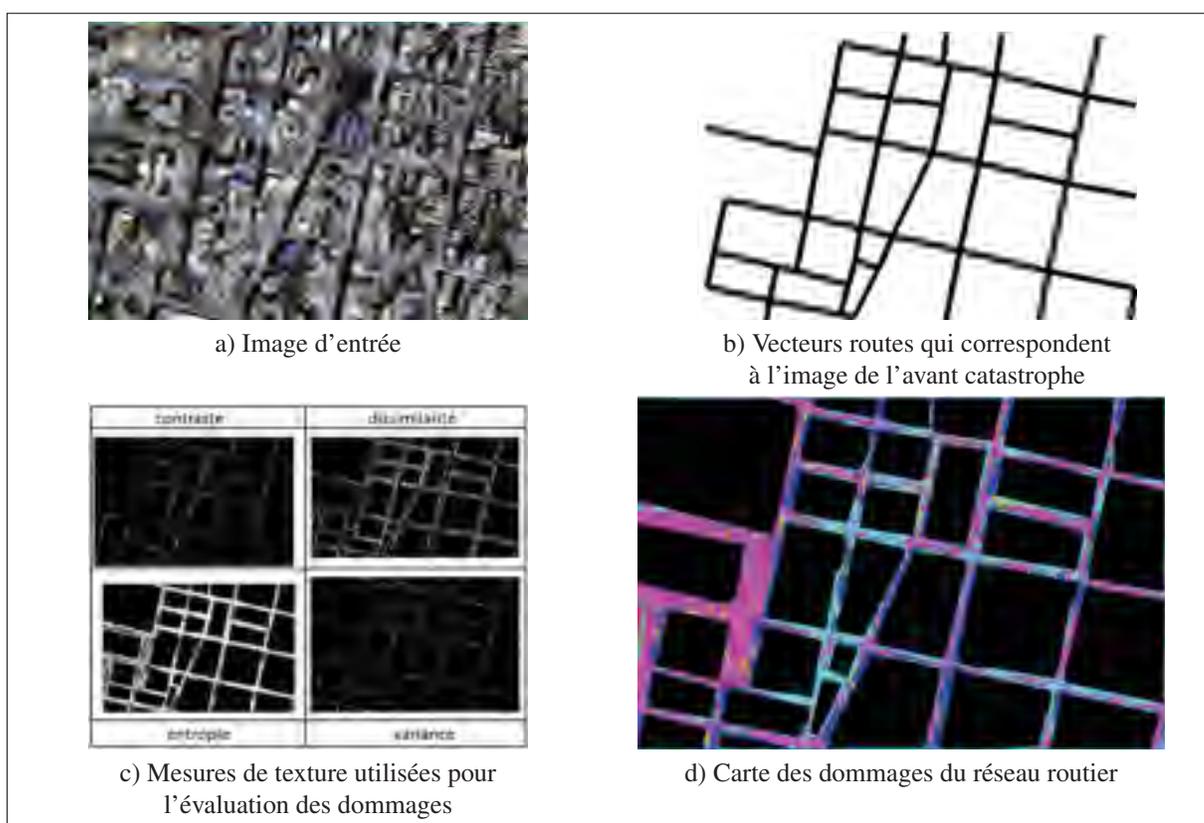


Figure 2.25 Approche proposée par Rastiveis *et al.* (2015)

Rastiveis *et al.* (2015) utilisent des vecteurs routes de l'avant catastrophe (voir figure 2.25b) pour identifier les routes endommagées et le degré de dommages à partir des images acquises par le satellite Worldview-2. Des mesures de texture comme : le contraste, la dissimilarité, l'entropie et la variance sont calculées à partir de la surface de la route (voir figure 2.25c) et

sont utilisées dans l'évaluation des dommages en fusionnant la réponse de ces descripteurs. Un séparateur à vaste marge est, par la suite, appliqué pour identifier les zones endommagées et déterminer le degré de dommages (voir figure 2.25d).

## 2.8 Conclusion

Ce chapitre présente une étude complète et critique des approches proposées dans la littérature pour résoudre le problème d'extraction des structures linéaires à partir des images satellitaires à très haute résolution. Les approches décrites ont été décomposées en trois familles d'approche à savoir : 1- les méthodes locales, 2- les méthodes globales et 3- les méthodes multiéchelle. Les avantages et inconvénients de chaque famille ont été revus avec détails afin de déterminer les limitations et justifier le choix de la méthodologie adoptée dans les deux chapitres suivants. La deuxième partie de ce chapitre a été consacrée à exposer le problème de détection des dommages causés par les catastrophes majeures et discuter le lien entre l'identification des dommages et la détection de changements. Plusieurs techniques proposées dans la littérature ont été exposées dans le but de spécifier la problématique de détection de changements et l'avantage des approches basées sur l'analyse de la texture par rapport aux autres techniques sensibles aux changements dans la condition d'acquisition ou la position du capteur. Nous avons aussi discuté les distorsions qui affectent les images satellitaires optiques et radar, ainsi que les techniques de correction radiométrique, géométrique et atmosphérique appliquées. Nous voudrions souligner que le problème de distorsions est exposé pour donner une idée sur les techniques utilisées et l'importance de cette étape dans le processus de gestion des catastrophes, cependant, dans cette thèse, nous ne nous attardons pas à cette problématique puisque nous supposons que ces corrections ont déjà été effectuées par notre partenaire industrielle ou par l'opérateur du satellite lors de la phase de prétraitement.

## **CHAPITRE 3**

### **EXTRACTION DES ROUTES ET ÉVALUATION DE LEURS DOMMAGES LORS D'UN TREMBLEMENT DE TERRE**

#### **3.1 Introduction**

Ce chapitre introduit la méthodologie que nous avons adoptée pour résoudre le problème de détection des dommages subis par les routes lors d'une catastrophe majeure de type tremblement de terre. Nous nous intéressons particulièrement à ces structures vu leur importance dans l'acheminement des secours et la nécessité de connaître leur état afin de mener à bien une intervention d'urgence. Après avoir présenté la transformée multiéchelle en beamlets, nous introduisons son application pour l'extraction des routes dans la deuxième section. La troisième section expose notre approche pour la détection des dommages principalement basée sur la segmentation multiéchelle dans la détection des changements et la théorie des fonctions de croyance pour la distinction des changements pertinents causés par la catastrophe. Enfin, dans la dernière section, nous présentons une étude expérimentale complète des résultats obtenus par application de notre méthodologie et une comparaison avec des techniques de la littérature.

#### **3.2 La transformée en beamlets pour la détection des routes**

Au même titre que la transformée en ondelettes, la transformée en beamlets est une transformation multiéchelle introduite par Donoho & Huo (2002). Elle consiste à représenter les contours des objets présents dans l'image par des segments appartenant à plusieurs échelles tout en optimisant une fonction énergie qui décrit le degré d'attache entre les contours de l'image et les segments définis par la transformée. L'application de cette transformée permet d'effectuer une décomposition hiérarchique en plusieurs niveaux ou échelles permettant par conséquent d'effectuer une approximation fiable des structures linéaires contenues dans l'image tout en gardant une information utile sur leur direction, leur position, leur orientation et leur échelle dominante.

La transformée en beamlets effectue une analyse multiéchelle de la scène par le biais de l'extraction des caractéristiques contenues aux différentes échelles de l'image. Le fait que le noyau de la transformation en beamlets soit un ensemble de lignes permet d'obtenir une information sur l'orientation et la position des lignes droites contenues dans la scène, ce que nous ne pouvons pas avoir avec la transformation en ondelettes traditionnelle.

### 3.2.1 Terminologie et notations de base

La compréhension de la transformée en beamlets passe forcément par la définition de certaines notions de base qui constituent le fondement de cette transformation multiéchelle. Nous voudrions aussi rappeler qu'une étape d'extraction des contours de l'image est nécessaire avant de pouvoir appliquer la transformée en beamlets vu qu'elle se sert de la carte des arêtes pour créer une représentation multiéchelle des segments de l'image.

#### Le quadrillage

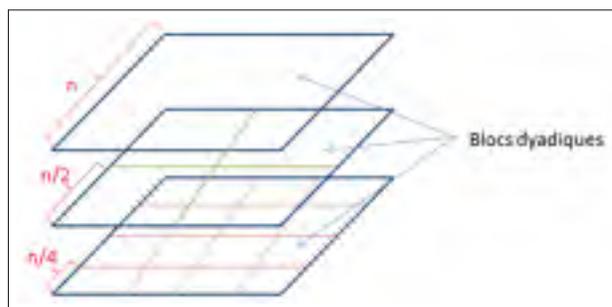


Figure 3.1 les divisions récursives de l'image et la notion de blocs dyadiques

La décomposition de l'image en beamlets consiste à réaliser des divisions successives de l'image par quatre. Dans la première itération, l'image est divisée par quatre pour donner quatre blocs de dimensions identiques, la deuxième itération consiste à diviser chaque bloc obtenu dans la première étape par quatre et ainsi de suite jusqu'à obtenir des blocs de taille 2 par 2 pixels. Les blocs obtenus à chaque étape sont qualifiés de dyadique à cause de leurs di-

mensions qui sont une puissance de 2. Nous devons noter aussi que la taille de l'image utilisée doit être une puissance de 2 pour pouvoir effectuer les divisions récursives jusqu'aux niveaux les plus bas de la hiérarchie. La figure 3.1 illustre les divisions récursives de l'image et les blocs dyadiques obtenus à chaque niveau de détail.

### L'échelle

Une autre manière de voir la transformée en beamlets est de considérer chaque niveau hiérarchique de la pyramide comme une échelle. Par conséquent, l'échelle 0 représentera l'échelle la plus grossière, le processus récursif de division se traduit par une augmentation progressive de l'échelle de la résolution la plus grossière qui représente l'image complète vers les résolutions les plus fines qui mettent l'accent sur les détails cachés dans l'image.

Si nous considérons une image de taille 1024 par 1024, nous obtenons 10 échelles ou 10 niveaux de hiérarchie. Nous notons l'échelle par  $j$  avec  $j$  un entier entre  $0 \leq j \leq J$ . La figure 3.2 décrit la relation entre la décomposition en beamlets et la notion d'échelle.

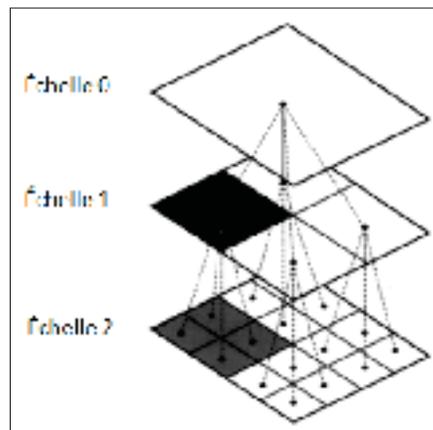


Figure 3.2 La notion de multiéchelle dans la transformée en beamlets

### Les sommets

Nous définissons sur le pourtour d'un bloc dyadique un ensemble de points équidistants appelés des sommets. Nous posons l'hypothèse que la définition d'une droite sur l'image revient à associer ses deux extrémités à deux sommets appartenant à un ou plusieurs blocs dyadiques. Réciproquement, le choix de deux sommets distincts permet de définir une unique droite ayant ces deux sommets comme extrémités. La figure 3.3 montre les sommets appartenant aux échelles 0,1,2 et 3.

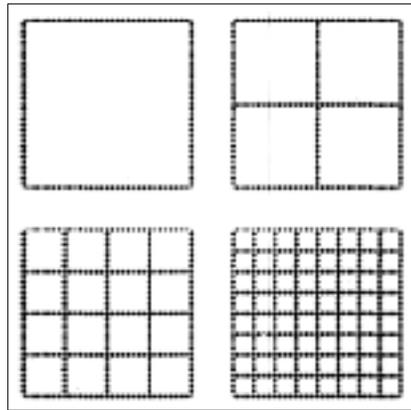


Figure 3.3 Les sommets dans les 4 premières échelles

### 3.2.2 La transformée en beamlets

Dans le domaine du traitement du signal, l'application de la transformée de Fourier consiste à décomposer n'importe quel signal en une somme de sinus et de cosinus. Cette transformation est souvent utilisée pour étudier le spectre fréquentiel d'une fonction périodique. La transformée en beamlets consiste à approximer une fonction-image  $f$  par un ensemble fini de lignes droites de différentes tailles et orientations afin de faciliter son étude. L'image d'entrée est constituée de l'amplitude des arêtes de l'image suite à l'application d'un détecteur d'arêtes appliqué sur toute l'image. La transformée en beamlets consiste à calculer l'intégrale de ligne le long de chaque beamlet  $b$  du produit de  $b$  par la zone correspondante de l'image d'entrée. Si cette intégrale de ligne dépasse un seuil fixé, le beamlet  $b$  est conservé.

### Cas d'une fonction continue

La transformée en beamlets d'une fonction continue  $f(x)$  définie sur  $[0, 1]$ , comme décrit dans le travail de Donoho & Huo (2002), est la collection de toutes les intégrales de ligne de la fonction  $f(x)$  définies sur un ou plusieurs blocs dyadiques le long de la droite (beamlet  $b$ ) définie par l'intersection de  $f(x)$  et les sommets de chaque bloc et donnée par la formule suivante :

$$T_f(b) = \int_b f(x(l)) dl \quad (3.1)$$

Cette formule explique que le calcul de la transformée en beamlets d'une fonction continue revient à déterminer l'ensemble des lignes droites appelées beamlets qui représentent au mieux la fonction approximée en calculant son intégrant le long du beamlet  $b$ .

### Cas d'une fonction discrète

Par analogie au cas continue, la transformée en beamlets discrète d'une matrice  $(f_{i_1, i_2})$  de taille  $n \times n$  est définie par application de la transformée en beamlets de la fonction continue  $f$  avec interpolation de ses valeurs  $(f_{i_1, i_2})$ . La formule 3.1 s'écrit dans le cas discret comme suit :

$$T_{f(x_1, x_2)} = \sum_{i_1, i_2} f_{i_1, i_2} \Phi_{i_1, i_2}(x_1, x_2) \quad (3.2)$$

avec  $\Phi_{i_1, i_2}$  une fonction d'interpolation qui permet d'échantillonner la droite qui relie les deux sommets d'un bloc dyadique pour obtenir les pixels par lesquels passe le beamlet délimité par les deux extrémités du segment à approximer dans l'image. Il y a plusieurs manières de définir la fonction d'interpolation, une des fonctions les plus utilisées dans l'implémentation de la transformée en beamlets est l'algorithme de tracé de segment de Bresenham décrit dans Bresenham (1965). Une illustration de l'opération d'interpolation d'un beamlet par application de l'algorithme de Bresenham est présentée dans la figure 3.4. Nous associons à chaque

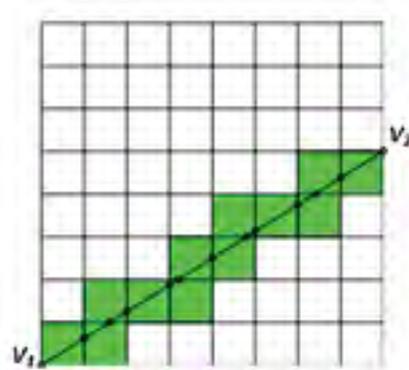


Figure 3.4 L'interpolation d'un beamlet par application de l'algorithme de Bresenham

beamlet un coefficient d'énergie défini par :

$$C_s = \frac{T_{f(x_1, x_2)}}{\sqrt{l(b)}} \quad (3.3)$$

avec  $T_{f(x_1, x_2)}$  l'intégrale de ligne effectuée le long du beamlet  $b$  et  $\sqrt{l(b)}$  la distance euclidienne entre les sommets  $v_1$  et  $v_2$  qui représentent les deux extrémités du beamlet  $b$ . La valeur de ce terme permet de déterminer le degré de similarité entre un segment de l'image et le beamlet défini entre les deux extrémités du segment : si cette valeur est supérieure à un seuil fixé, ce beamlet est retenu à cette échelle, sinon l'énergie des beamlets retenus à une échelle inférieure est plutôt considérée.

### 3.2.3 Exploitation de la transformée en beamlets

L'application de la transformée en beamlets sur une image génère un ensemble de segments appartenant à plusieurs échelles représentant les structures contenues dans l'image. Il est utile à ce stade d'exploiter cette information afin de retenir les données pertinentes. Donoho et Huo en 2002 proposent dans leurs travaux deux structures capables d'exploiter les beamlets en faisant intervenir des relations spatiales entre eux : les relations hiérarchiques sont traitées en utilisant

la pyramide de beamlets et les relations de voisinage entre beamlets de différents niveaux hiérarchiques par le graphe de beamlets.

### La pyramide de beamlets

La pyramide de beamlets est une représentation de la relation hiérarchique entre beamlets. Le but de cette structure est d'éliminer la redondance dans la représentation d'un même segment par des beamlets appartenant à différents niveaux de résolution. La structure de pyramide est construite de bas en haut et commence par mesurer l'énergie des beamlets fils et à la comparer avec l'énergie du père afin de favoriser les beamlets fils ou les beamlets pères. Fixant une échelle  $j$ , pour chaque bloc  $S$  de  $j$  nous associons un beamlet avec une énergie  $C_s^j$  et des beamlets fils  $C_{s1}^j, C_{s2}^j, C_{s3}^j$  et  $C_{s4}^j$  et cela respectivement pour les blocs enfants  $S_1, S_2, S_3$  et  $S_4$ . La loi d'élagage est définie comme suit :

$$C_{s1}^{j+1} + C_{s2}^{j+1} + C_{s3}^{j+1} + C_{s4}^{j+1} - \lambda \cdot \text{card}(P) \geq C_s^j \quad (3.4)$$

avec  $P = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$

avec  $\text{card}(P)$  le nombre de blocs fils qui contiennent des beamlets. En faisant varier la valeur de  $\lambda$  nous favorisons les beamlets fils et par conséquent les détails de l'image ou les beamlets pères et par conséquent les structures grossières dans l'image. La figure 3.5 illustre la représentation en pyramide de l'image puis sa reconstruction.

### Le graphe de beamlets

Contrairement à la pyramide de beamlets, l'exploitation du graphe de beamlets se fait du haut vers le bas. Cette structure permet d'évoquer les relations entre beamlets de plusieurs niveaux pour favoriser des aspects de linéarité ou de parallélisme entre beamlets. L'idée consiste à superposer tous les blocs dyadiques des différentes échelles ainsi que leurs sommets pour obtenir une carte de sommets. À chaque pixel de l'image  $n \times n$ , nous associons un sommet appartenant à une échelle et un bloc dyadique donné. Cette carte de sommets est appelée graphe de

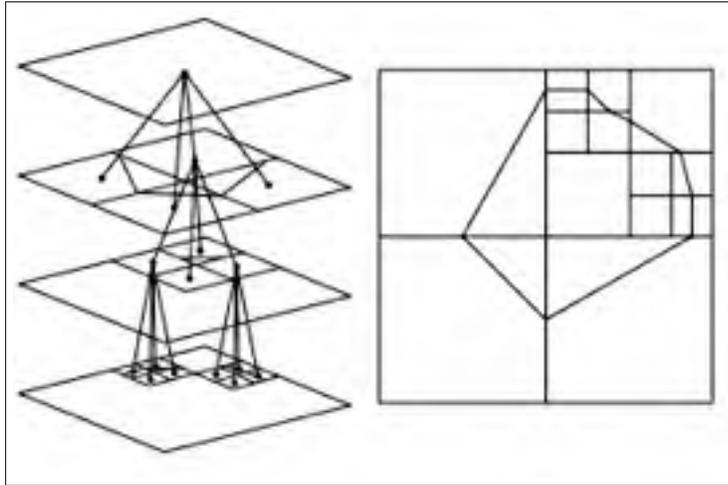


Figure 3.5 Décomposition en pyramide de beamlets de la carte des contours, tirée de Yudin *et al.* (2007)

beamlets. Contrairement à la pyramide de beamlets, le graphe permet la comparaison entre des beamlets qui n'appartiennent pas à la même descendance, ce qui permet de regrouper des segments de plusieurs niveaux et introduire une relation spatiale entre eux.

### 3.2.4 La méthode proposée

Par définition, la transformée en beamlets est une transformation multiéchelle capable d'approximer les contours d'une image par des beamlets appartenant à différentes échelles de résolution. Si nous partons de cette définition, nous pouvons constater que cette technique est capable d'extraire non seulement les lignes droites présentes dans l'image, mais aussi d'approximer les lignes quasi droites. En revanche, les objets dans les images satellitaires sont caractérisés par une forme imparfaite comme les bâtiments par exemple qui ne sont pas représentés par des rectangles parfaits et de même pour les routes qui admettent des discontinuités et des inclinaisons. Ceci justifie l'intérêt de l'utilisation de la transformée en beamlets qui offre la possibilité d'approximer les courbes et les formes quasi droites par un ensemble fini de droites.

Un autre avantage de cette transformée est le fait qu'un algorithme traditionnel d'extraction de lignes dans une image de  $N \times N$  nécessite  $\mathcal{O}(n^4)$  opérations pour détecter toutes les lignes

alors que la transformée en beamlets avec son approximation de l'image en segments réduit la complexité à  $\mathcal{O}(n^2)$  Donoho & Huo (2002). L'effet de cette réduction de complexité n'est pas évident sur les images de petite taille et en présence de machines performantes, mais il apparaît clairement lorsque nous traitons des images de grande taille comme c'est le cas pour les images satellitaires à très haute résolution spatiale. Aussi, la transformée en beamlets est capable de garder une information sur les caractéristiques de chaque droite stockées dans une structure dite "dictionnaire de beamlets" fournissant des données sur les pixels extrêmes de la droite, la direction du segment et sa longueur. Ce qui facilite la tâche de l'interprétation des résultats et de l'application des règles logiques pour le suivi des routes.

Notre algorithme proposé pour l'extraction des routes basé principalement sur la transformée en beamlets comprend cinq étapes comme le montre la figure 3.6 et décrit dans Sghaier *et al.* (2014) et Sghaier & Lepage (2016). Nous allons dans ce qui suit décortiquer la méthodologie suivie.

Comme nous traitons dans cette thèse des images panchromatiques à très haute résolution, il est important dans la première étape d'appliquer des prétraitements sur l'image afin d'atténuer le bruit et fournir à l'algorithme une liste des arêtes des objets d'intérêt. Le problème principal des détecteurs de contours connus dans la littérature réside dans le niveau élevé de détails contenu dans les images satellitaires à très haute résolution, ce qui complique le choix des paramètres adéquats pour l'extraction des contours de l'image. Afin de diminuer la complexité des images d'entrées et éliminer le bruit caractérisant la scène urbaine en particulier, les régions homogènes contenues dans l'image sont d'abord extraites en utilisant la variante du descripteur de texture *structural feature set (SFS)* Liangpei *et al.* (2006) et Xin *et al.* (2007) basée sur le calcul de l'écart-type de l'histogramme des lignes directionnelles. Par la suite, l'opérateur morphologique de dilatation Serra (1983) et Matheron (1975) est appliqué dans le but de boucher les trous causés par la présence des voitures et les occlusions sur la surface des zones homogènes retenues par la première étape. Les zones identifiées comme des candidats de la classe route sont passées, par la suite, à l'algorithme de détection de contours pour identifier leurs bords associés. Les algorithmes d'extraction des contours dans la littérature sont variés et

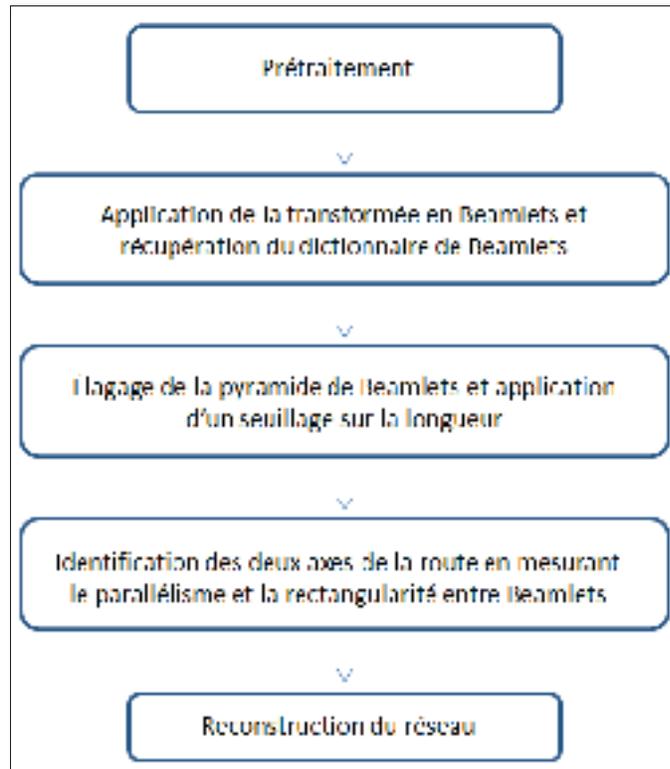


Figure 3.6 Les étapes de l'algorithme d'extraction des routes

diffèrent l'un de l'autre suivant le masque utilisé dans le calcul du gradient, l'ajout d'une étape de filtrage et le type du filtre appliqué. Nous avons choisi dans ce travail d'utiliser le détecteur de contour de Canny (1986) à cause de sa robustesse contre les bruits présents dans les images satellitaires Maini & Aggarwal (2009). Les résultats obtenus fournissent une information sur l'emplacement des contours dans l'image.

La deuxième étape consiste à appliquer la transformée en beamlets sur l'image ; la structure que nous allons utiliser pour représenter les beamlets est la pyramide de beamlets, mais sans appliquer la loi d'élagage. Nous assumons que la route est une structure linéaire ou présentant au moins une partie linéaire dans sa forme. Notre objectif est d'extraire cette partie, car elle nous permettra par la suite d'en déduire le reste de la route par agrégation d'autres beamlets. Pour atteindre cet objectif, nous allons chercher dans la pyramide la première apparition d'un beamlet et ignorer ses fils qui seront considérés comme une représentation raffinée d'un segment ou d'un contour dans l'image. Les candidats retenus doivent satisfaire une condition

à savoir, leur longueur doit être supérieure à un seuil prédéfini qui varie dépendamment de l'image afin d'éviter de retenir les petits segments ou les pixels qui reflètent le bruit présent dans l'image.

Les segments candidats retenus par cette étape peuvent appartenir à des routes, mais peuvent aussi représenter les bords des bâtiments ou d'autres objets appartenant à la scène urbaine, d'où l'intérêt de la quatrième étape qui consiste à regrouper les segments deux à deux suivant leurs caractéristiques. Partant de l'information sur la direction des beamlets, nous allons comparer leur direction deux à deux afin de déterminer ceux qui sont parallèles entre eux et qui représentent des candidats potentiels pour la représentation des axes principaux de la route. Une fois les beamlets parallèles déterminés, nous introduisons une mesure pour distinguer les routes. La mesure proposée combine deux descripteurs de routes à savoir le rapport de la longueur de la route sur sa largeur qui caractérise les routes par rapport à d'autres objets comme les bâtiments. Le deuxième est l'homogénéité définie par la valeur de l'écart type calculée à partir de la région située entre ces deux beamlets. L'intérêt de l'introduction de l'information sur l'homogénéité est d'éviter le regroupement de beamlets parallèles, mais appartenant à deux classes différentes comme le premier axe d'une route et le bord d'un édifice.

Après avoir défini la liste des beamlets qui représentent les candidats potentiels appartenant aux réseaux routiers, nous appliquons une étape de reconstruction qui se caractérise par l'utilisation de la structure graphe qui permet d'évoquer les relations spatiales entre les beamlets de différentes échelles. La reconstruction du réseau routier est réalisée en agrégeant à chaque fois des beamlets voisins aux candidats routes tout en respectant des critères sur la direction et la courbure du segment obtenu avec la possibilité de fusion entre des regroupements de segments différents.

### **Prétraitement**

Le but de cette étape est de préparer l'image de la région à l'étude pour l'application de l'algorithme d'extraction des routes. La phase de prétraitement est une étape importante dans le

processus de traitement des images satellitaires du fait qu'elle influence les performances de l'algorithme. Cette étape de prétraitement consiste à :

- **Le découpage en tuiles de l'image :** le découpage de l'image satellitaire est une étape très importante. En effet, les images acquises suite à une catastrophe représentent généralement de vastes zones avec des dizaines de kilomètres sur le terrain qui se traduisent par des millions de pixels sur l'image de la région d'étude. Par conséquent, il sera trop onéreux en temps de calcul de lancer notre algorithme sur la totalité de l'image, nous privilégions de découper ces images en des sous-images de taille inférieure faciles à charger en mémoire et permettant par la suite de vérifier le critère de dimension exigé pour l'application de la transformée en beamlets. Le découpage de l'image en blocs dyadiques se fait d'une manière automatique, la seule condition à vérifier est que la région sélectionnée contient une très grande variation dans le contenu ce qui se traduit par une variance maximale afin de garantir l'existence d'une variété d'objets d'intérêts et d'éviter les régions complètement homogènes.
- **Extraction des régions homogènes :** l'application de la transformée en beamlets sur les images satellitaires nécessite l'extraction des contours. Typiquement, un détecteur de contours est capable d'identifier les frontières représentant les objets d'intérêt. Toutefois, en raison du niveau élevé de détails qui accompagne la très haute résolution spatiale et la variabilité du milieu urbain, une information additionnelle provenant des détails contenus dans les objets intérêts, ainsi que des bords appartenant à d'autres objets dans le voisinage sont détectés. Afin de résoudre ce problème, une classification pixellique basée sur la mesure de texture *Structural feature set (SFS)* est appliquée afin d'identifier les objets homogènes et d'éviter une sur-segmentation de l'image. Les concepts de base de ce descripteur de texture seront décrits avec plus de détails dans le chapitre suivant.
- **Détection et extraction des zones homogènes :** la classification de l'image en utilisant le SFS-SD détermine si un pixel donné appartient à une zone homogène. Mais puisque cette classification est basée sur l'information locale, les résultats obtenus montrent des pixels mal classés dans les objets homogènes en raison de la présence d'occlusions ou de bruit.

D'où l'utilité de la suppression de ces pixels pour corriger les résultats de la classification et éliminer les petits artéfacts présents dans ces zones homogènes. Pour atteindre ces objectifs, nous avons appliqué l'opérateur morphologique de dilatation, avec un élément structurant sous la forme d'un carré de taille 3 par 3 pixels. La dilatation de l'image avec l'élément structurant est donnée par la formule suivante :

$$I \oplus M = \{p : \bigcup_p M_p \cap I \neq \emptyset\} \quad (3.5)$$

avec  $I$  l'image,  $M$  l'ensemble des pixels du masque de valeur non nulle et  $M_p$  désigne le masque dont l'origine est appliquée au pixel  $p$ . Le symbole  $\cap$  représente l'intersection des deux ensembles  $M_p$  et  $I$ . Le choix des dimensions de l'élément structurant dépend fortement de la résolution de l'image. Par conséquent, il est possible de changer ses dimensions pour les adapter à celles des voitures ou de l'ombre sur la surface de la route par exemple.

- **La détection des contours :** comme nous l'avons déjà précisé, nous avons appliqué le détecteur de contour de Canny (1986) pour l'extraction des contours de l'image. À ce stade-là, nous avons fixé une valeur usuelle de l'écart type du filtre gaussien, sans privilégier une sous ou sur détection, car cela influencera sur les résultats de notre analyse multiéchelle que nous comptons effectuer par le biais de la transformée en beamlets. Dans ce travail, nous fixons la valeur de l'écart type noté  $\sigma$  à  $\sqrt{2}$ .

### Application de la transformée en beamlets

Le but de cette étape est d'extraire les structures linéaires présentes dans l'image. Notre stratégie consiste à effectuer une décomposition de l'image en pyramides de beamlets. À chaque niveau de la pyramide, nous cherchons pour chaque bloc dyadique les beamlets correspondants. Les candidats retenus correspondent à des segments dans l'image avec une énergie supérieure à 0,7. Ce seuil a été défini d'une manière expérimentale pour donner une meilleure estimation de la linéarité des segments de l'image. La fonction d'énergie utilisée dans ce travail est donnée par la formule 3.3.

### Élagage de la pyramide en beamlets

L'application de cette procédure sur la totalité des échelles génère des beamlets représentant des segments de l'image, mais produit aussi des beamlets redondants par rapport à leurs représentations aux niveaux supérieurs. Pour remédier à ce problème, nous avons considéré seulement les premières apparitions des beamlets aux échelles les plus grossières. La figure 3.7 illustre la représentation de l'image en pyramide de beamlets et l'application de l'étape d'élagage. La couleur rouge désigne la première apparition d'un beamlet tandis que la couleur verte distingue les beamlets apparus aux niveaux inférieurs.

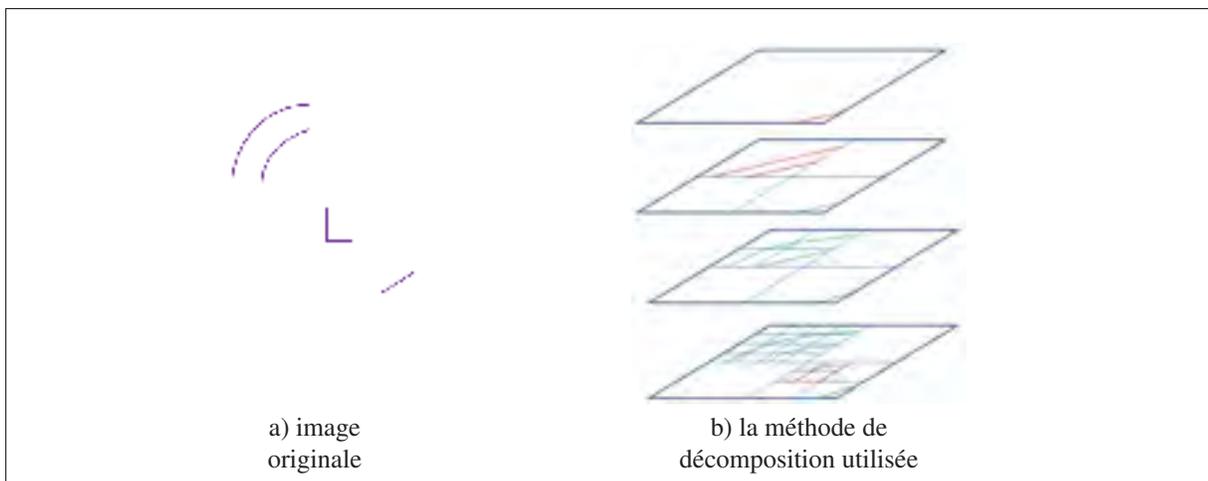


Figure 3.7 Application de la transformée en beamlets

Les segments retenus par cette phase ne sont pas tous candidats de la classe route puisque nous pouvons aussi garder des objets de petite taille dans l'image, d'où l'intérêt de l'application d'un seuil sur la longueur des beamlets capable de filtrer les segments non pertinents. Le choix de la valeur de ce dernier dépend de la résolution de l'image.

### L'identification des axes de la route

Les beamlets retenus dans l'étape précédente sont identifiés sans tenir compte des relations spatiales entre eux. En effet, deux beamlets voisins peuvent appartenir à deux objets complète-

ment distincts. Le premier descripteur qui peut caractériser les routes et enlever cette ambiguïté est le parallélisme entre les axes principaux d'une même route. Cette propriété est très importante dans le processus d'identification des routes, car elle représente une manière claire de les distinguer de plusieurs autres classes. Nous nous sommes basés dans notre analyse du parallélisme entre beamlets sur l'information stockée dans la structure "dictionnaire de beamlets" qui indique la direction de chaque beamlet. Nous n'avons gardé que les beamlets qui vérifient la formule suivante :

$$\text{angle}(\vec{B}_1, \vec{B}_2) \leq \alpha \quad (3.6)$$

avec  $\vec{B}_1$  et  $\vec{B}_2$  deux vecteurs caractérisant la direction des deux beamlets  $B_1$  et  $B_2$  et  $\alpha$  l'angle toléré entre les deux vecteurs  $\vec{B}_1$  et  $\vec{B}_2$  fixé dans ce travail à  $\frac{\pi}{6}$ . Les beamlets sont regroupés deux par deux et ceux qui restent sont supprimés de la liste des candidats routes.

Le deuxième descripteur à définir est le rapport de la longueur de la route par sa largeur et le degré d'homogénéité entre deux beamlets donnés. Pour appliquer ces notions, nous définissons la formule suivante qui prend en considération ces deux mesures :

$$M_{B_1B_2} = 2R_{B_1B_2} + H_{B_1B_2} \quad (3.7)$$

avec  $R_{B_1B_2}$  une mesure de rectangularité déterminée par le rapport  $\frac{\text{Longueur}}{\text{Largeur}}$  des beamlets et  $H_{B_1B_2}$  une mesure de l'écart type de la région définie à partir de l'image niveaux de gris d'entrée par les deux beamlets et déterminée par  $\frac{1}{\sigma_{B_1B_2}}$ .

Dans la formule 3.7, nous accordons plus d'importance à l'aspect dimension de la route plus que l'homogénéité de sa surface, car l'homogénéité peut caractériser aussi les bâtiments ou plusieurs autres objets dans l'image satellitaire. Aussi les routes sont facilement distinguables par leur longueur largement supérieure à leur largeur. Contrairement au calcul des dimensions des bâtiments, la définition de la longueur et la largeur des routes n'est pas une tâche évidente

surtout dans le cas où l'un des deux axes est supérieur à l'autre. Pour résoudre ce problème, nous avons eu recours à la méthode «*Rotating Calipers*» décrite dans le travail de thèse de Michael Shamos (1978) qui consiste à déterminer le plus petit rectangle englobant l'objet d'intérêt. Cette méthode présente une mesure de rectangularité pour une région donnée, mais dans notre cas, elle est employée pour déterminer la longueur et la largeur d'un objet donné. L'application de cette étape permettra de retenir les beamlets qui présentent une valeur élevée pour la mesure que nous avons proposée.

### **La reconstruction du réseau routier**

Les routes dans les images satellitaires ont des structures variées et n'ont pas une forme exacte, mais elles gardent quand même une certaine linéarité locale. Nous avons profité de cette caractéristique pour fixer des pixels amorces pour l'initialisation de notre algorithme de reconstruction. Les candidats "routes" retenus dans l'étape précédente offrent une bonne localisation des routes dans l'image et permettent de distinguer ces structures des autres objets appartenant à la scène urbaine. Notre algorithme d'agrégation part de la liste des beamlets candidats fournis par l'étape précédente, contrairement aux méthodes de suivi décrites dans la littérature qui tentent de rassembler les arêtes ou les segments de la carte des contours. L'agrégation des segments dans notre cas se base sur les résultats de la décomposition de l'image en pyramide de beamlets.

L'agrégation d'un beamlet garantit que les pixels rajoutés ne soient pas de formes arbitraires. En effet, l'étape précédente peut produire de fausses alarmes dues aux bruits existant dans l'image. L'ajout de beamlets permettra de renforcer la mesure de confiance que nous accordons aux beamlets candidats. L'algorithme de suivi consiste à ajouter à chaque itération aux beamlets candidats des beamlets voisins caractérisés par une direction similaire et obéissants à la formule suivante :

$$\text{angle}(\vec{S}_{res}, \vec{B}_1) \leq \beta \quad (3.8)$$

avec  $\vec{S}_{res}$  et  $\vec{B}_1$  deux vecteurs caractérisant respectivement la direction du segment résultant  $S$  et le beamlet  $B_1$  et  $\beta$  l'angle toléré entre les deux vecteurs  $\vec{S}_{res}$  et  $\vec{B}_1$  fixé dans ce travail à  $\frac{\pi}{6}$ .

La structure de graphe semble bien adaptée à cette méthodologie vu qu'elle offre la possibilité d'évoquer des relations spatiales entre beamlets et de comparer leurs directions indépendamment de l'échelle. Dans certains cas, nous détectons la présence de discontinuités dans la carte des contours dues aux bruits dans l'image ou la présence d'objets qui obstruent des portions de la route. Notre algorithme de suivi permet de chercher à partir d'une fenêtre centrée aux extrémités des beamlets, les beamlets voisins ayant la même direction. Nous avons fixé la taille de cette fenêtre de recherche à 20 pixels. Le schéma 3.8 décrit les deux cas de figure possibles et l'utilisation de la relation spatiale entre beamlets pour la reconstruction du réseau routier.

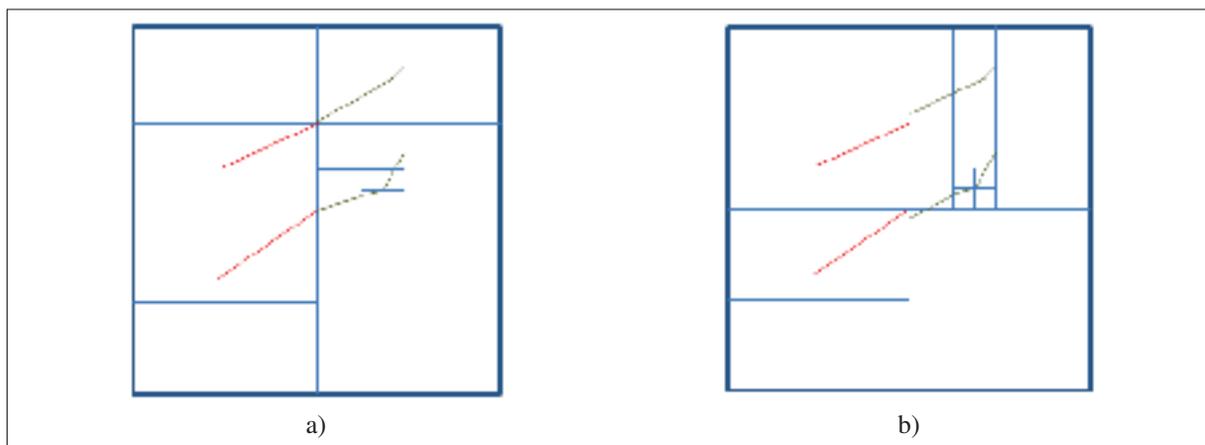


Figure 3.8 La reconstruction du réseau routier en se basant sur la cinquième étape de notre algorithme : (a) Cas de beamlets connectés (b) Cas de beamlets non connectés .

### 3.3 Appariement entre images satellitaires

L'algorithme d'extraction des routes proposé dans la section précédente est appliqué aux deux images optiques de l'avant et l'après-catastrophe afin d'extraire les routes présentes. Dans cette étape, nous voudrions identifier la même route dans les deux images d'un désastre d'où l'intérêt de l'appariement entre les deux images. Cette technique de traitement d'image consiste à trouver les correspondances entre les segments des deux images.

Dans le cas des images satellitaires multitemporelles, les conditions d'acquisitions sont très variées, notamment la présence de distorsions géométriques qui entraînent des difficultés dans la recherche des correspondances entre images. L'appariement en présence de distorsions géométriques dues à la rotation de la Terre par exemple s'effectue en appliquant des transformations géométriques comme la rotation ou la translation des pixels de l'image. Dans le cas des catastrophes majeures, la modification de la radiométrie des pixels peut être due à la présence de l'eau issue des inondations, dans ce cas de figure, il n'existe aucune transformation qui permet de localiser deux objets occlus par l'eau à partir des deux images.

Dans ce travail de thèse, la localisation des objets d'intérêts dans les deux images est accomplie par comparaison entre la liste des routes obtenues à partir des images de l'avant et de l'après-catastrophe. L'algorithme partira d'une liste des routes obtenue par l'application de la transformée en beamlets à partir des deux images satellitaires. Ensuite, nous effectuons une correspondance entre objets en mesurant le degré de similarités de leurs contours. Cette méthode permet de minimiser les erreurs de l'appariement pixellique très sensible aux bruits et aux changements subis par l'image. Pour pouvoir mesurer la similarité entre deux contours d'objets arbitraires, nous avons eu recours à la distance de Hausdorff qui décrit «*l'éloignement de deux sous-ensembles dans un espace métrique sous-jacent*» thèse de Manolova (2011) et par conséquent, elle nous permet de comparer les contours des routes deux à deux afin d'identifier les correspondances. L'application de la mesure de Hausdorff donne une idée sur la similarité entre deux contours  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$  et  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$  (voir figure 3.9). Cette mesure est définie par :

$$D_H(A, B) = \max\{d(A, B), d(B, A)\} \quad (3.9)$$

avec  $d(A, B) = \max_{x \in A} \{\min_{x \in B} \|a - b\|\}$ .

Une amélioration de cette mesure est décrite dans Dubuisson & Jain (1994) comme étant la distance moyenne maximale calculée comme suit :

$$D_{HM} = \max\left\{\frac{1}{A} \sum_{x \in A} d(x, B), \frac{1}{B} \sum_{x \in B} d(x, A)\right\} \quad (3.10)$$

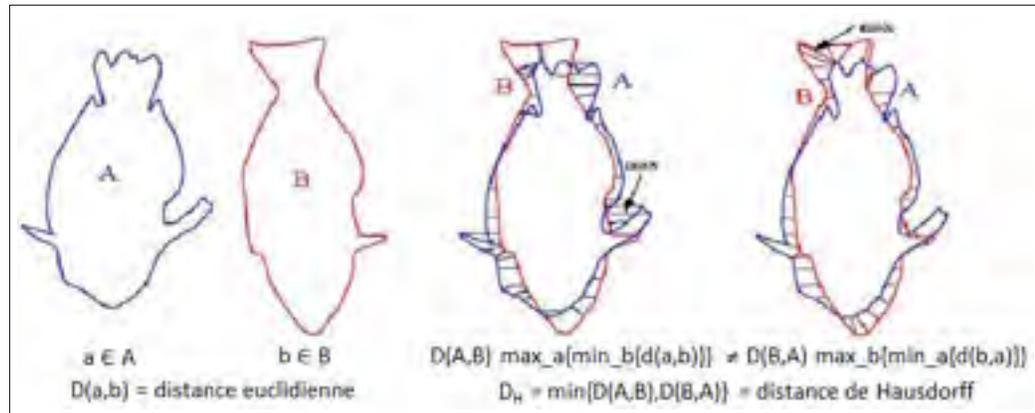


Figure 3.9 La différence entre la distance euclidienne et la mesure de similarité de Hausdorff, tirée de la thèse de Manolova (2011)

Cette amélioration permet de fournir une mesure de similarité plus robuste de la distance entre les contours, car elle introduit la moyenne des distances ce qui permet de diminuer l'influence des pixels aberrants issus du bruit présent dans les images satellitaires. La mesure de similarité utilisée dans notre cas est définie comme étant le minimum de la distance de Hausdorff définie entre une route et l'ensemble des routes de la seconde image :

$$D_{routes} = \min\{D_{HD}\} \quad (3.11)$$

### 3.4 L'évaluation des dommages des routes basées sur l'analyse de la texture

Identifier et évaluer les dommages des routes dans les images satellitaires revient à extraire les changements utiles à partir des images de l'avant et de l'après-catastrophe. La possibilité de confusion entre les changements que nous cherchons à identifier causés par l'impact des catastrophes et les changements dus aux conditions d'acquisition est très probable. En effet,

les changements identifiés peuvent être dus à la présence d'occlusions comme l'ombre des arbres ou des édifices récemment construits.

À partir de ces constatations, nous pouvons conclure que notre procédure d'évaluation des dommages doit comprendre une étape d'identification des changements et d'analyse de sa nature afin de pouvoir identifier les objets associés à l'impact de la catastrophe dans l'image et déterminer son ampleur. Comme nous l'avons précisé dans l'état de l'art que nous avons présenté, les approches de détection des changements sont diverses et se basent généralement sur les informations issues de la radiométrie ou de la texture. Le choix de la méthode utilisée n'est pas fait arbitrairement, car l'utilisation d'une méthode ou d'une autre influence énormément sur les résultats obtenus par notre algorithme. L'argumentation de notre méthodologie se base sur la nature du problème, les contraintes imposées et la nature de l'information disponible ou recherchée.

En cas de catastrophe, la disponibilité des images satellitaires représente un problème en soi. Dans certains cas, nous ne disposons pas d'images de l'avant catastrophe ou les images disponibles dans les bases de données sont trop anciennes. De ce fait, la détection des changements doit prendre en considération les changements dans l'occupation du sol dus à la construction d'un bâtiment par exemple ou l'apparition de nouveaux objets comme des plantations d'arbres. Nous pouvons aussi citer le problème de la variabilité des conditions d'acquisition entre les deux dates  $t_1$  et  $t_2$  dépendamment de la saison, les conditions météorologiques et l'angle de la prise de vue. Ces conditions influencent essentiellement l'analyse des changements radiométriques entre deux images et nécessitent dans la plupart des cas un traitement particulier. Vu que l'information radiométrique n'est pas toujours complète et disponible, nous comptons l'enrichir par des informations sur la texture. L'information sur la texture permet de détecter les changements et de les caractériser indépendamment des conditions d'acquisition, ce qui présente un atout dans le cas de la détection des changements en cas des catastrophes. Nous allons dans ce qui suit présenter notre méthodologie d'analyse de la texture basée sur la transformée multiéchelle en ondelettes et l'approche adoptée dans la détection et l'évaluation des changements.

### 3.4.1 La transformée en ondelettes et l'analyse de la texture

#### La transformée en ondelettes

Nous décrivons dans cette section le deuxième outil que nous comptons utiliser dans l'analyse des changements subis par les routes dans les images satellitaires acquises suite à une catastrophe majeure. La transformée en ondelettes est l'une des transformations les plus utilisées dans le traitement des signaux en raison de sa structure parfaitement adéquate pour la décomposition des signaux et l'extraction de l'information utile Mallat (2000). Les origines de la transformée en ondelettes remontent aux travaux du géophysicien français Jean Morlet. Les premières ondelettes ont été créées pour chercher le pétrole dans les différentes couches géologiques de la terre. La méthode utilisée consiste à envoyer des ondes dans la terre puis analyser les échos afin de déterminer les différentes couches souterraines et leurs épaisseurs.

Avant l'apparition de la transformée en ondelettes, l'analyse des signaux était réalisée en appliquant la transformée de Fourier qui consiste à décomposer le signal en un ensemble de sinus et de cosinus faciles à analyser puis reconstruire le signal original. Le problème de cette transformée est qu'elle n'offre pas une information sur l'aspect temporel du signal, la représentation est seulement suivant les fréquences. Une amélioration de la transformée de Fourier dite transformée de Gabor est apparue. Elle utilise une fenêtre de taille fixée pour l'analyse du signal et une gaussienne modulée en temps comme fonction de base dans la décomposition à la place des sinusoides utilisées dans le cas de la transformée de Fourier. L'avantage de cette technique est que pour un signal de durée fixe un grand nombre de sinusoides est nécessaire pour donner une estimation exacte du signal, ce qui nécessite plus de temps pour calculer les coefficients de Fourier, un problème qui ne se pose pas pour la transformée de Gabor. Par contre, cette dernière, à son tour demeure imprécise sur l'aspect temporel : en effet, la fenêtre utilisée dans le cas de la transformée de Gabor est de longueur fixe, ce qui représente un problème surtout lorsqu'on veut traiter des signaux dont les variations peuvent avoir des ordres de grandeur très variables.

- **La transformée en ondelettes continue (TOC)** consiste à appliquer à partir d'une fonction mère  $\psi(ax + b)$  un ensemble de translations et de dilatations afin de générer des ondelettes fils capables de filtrer le signal à différentes fréquences (voir figure 3.10). La transformation d'ondelettes d'une fonction continue est définie comme suit :

$$O(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi(at + b)dt \quad (3.12)$$

avec  $f(t)$  le signal analysé,  $\psi$  la fonction analysante,  $a$  le facteur de dilatation et  $b$  le facteur de translation. L'avantage de l'utilisation de ces ondelettes est qu'elles s'adaptent avec le signal analysé en utilisant des fenêtres larges pour analyser les composantes qui durent dans le temps et des fenêtres étroites pour analyser les composantes liées à des hautes fréquences. De cette manière, l'analyse des résolutions fines revient à utiliser un ensemble de petites ondelettes qui permettent d'identifier les détails cachés par le signal.

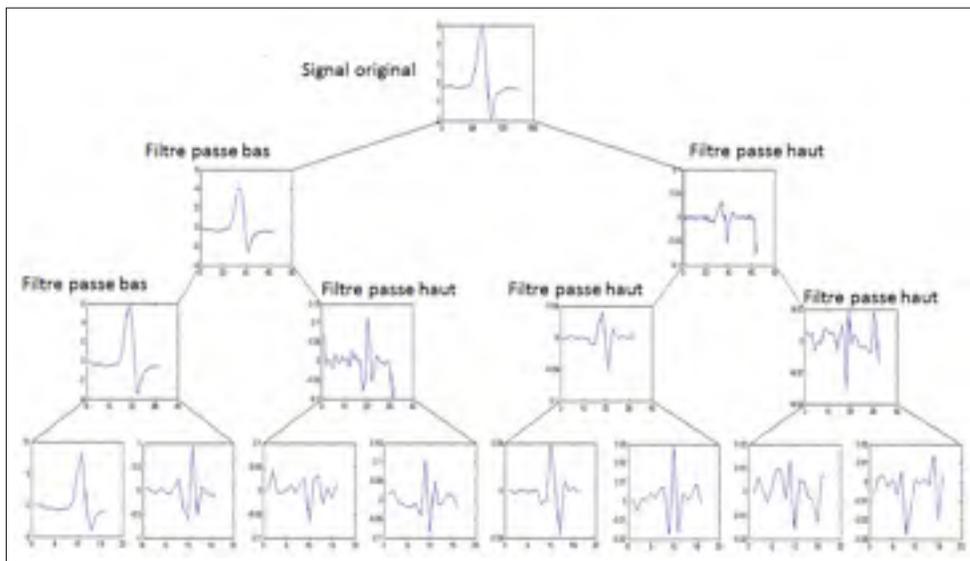


Figure 3.10 La décomposition en ondelettes d'un signal continu

- **La transformée en ondelettes discrète (TOD)** : utilise des valeurs discrètes pour la translation et la dilatation du signal discret. L'ondelette analysante s'écrit sous la forme sui-

vante :

$$\psi_{a,b}[t] = \frac{1}{\sqrt{s_0^a}} \psi\left(\frac{t - b \cdot \tau_0 \cdot s_0^a}{s_0^a}\right) \quad \text{et} \quad O[a,b] = \sum f(t) \psi_{a,b}[t] \quad (3.13)$$

avec  $a$  et  $b$  deux entiers,  $f(t)$  le signal analysé,  $s_0^a$  le facteur d'échelle et  $\tau_0$  le paramètre de translation. En général, nous prenons  $\tau_0 = 1$  et  $s_0 = 2$ .

- **La transformée en ondelettes orthogonales et leur application en traitement d'images :**  
à cause de la redondance dans le calcul des coefficients des ondelettes, nous utilisons en pratique des ondelettes avec des coefficients orthogonaux entre eux. Les bases orthogonales des ondelettes sont périodiques de période « $a$ », elles sont un peu plus difficiles à construire, mais permettent de reproduire une représentation non redondante du signal discret étudié.

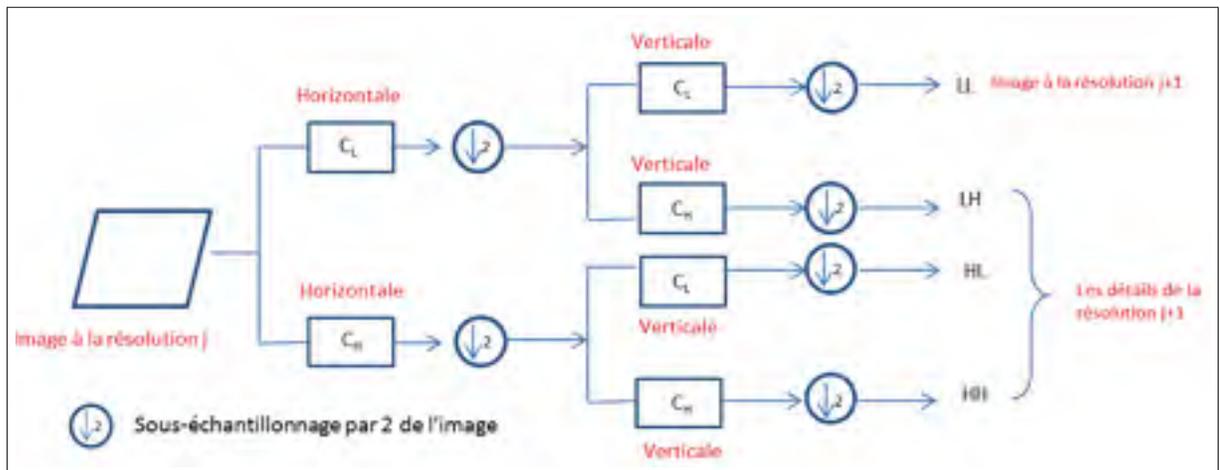


Figure 3.11 La décomposition en ondelettes d'une image à l'échelle  $j$ , HL, LH, HH, représentent les trois images de détails à chaque échelle caractérisées par les directions horizontale, verticale et diagonale, LL décrit les coefficients de basse fréquence

Pour une décomposition en ondelettes de niveau  $I$ , le signal s'écrit comme suit :

$$x(k) = S_{(I)}(k) \phi_{I,I} + \sum_{i=0}^I d_i(k) \cdot \psi_{i,I} \quad (3.14)$$

avec  $d_i$  les coefficients des ondelettes qui décrivent les détails de l'image et  $S_{(l)}$  une approximation du signal. La figure 3.11 illustre l'application de la transformée en ondelettes orthogonales sur une image à l'échelle  $j$ .

### La transformée en ondelettes pour l'analyse multiéchelle de la texture

La transformée en ondelettes offre une décomposition multiéchelle complète de l'image facile à interpréter. Chaque sous-image générée par cette décomposition contient une information unique sur l'échelle et l'orientation, ce qui facilite l'extraction et l'analyse des descripteurs de texture. Comme la transformée en ondelettes génère des coefficients d'ondelettes redondantes pour les 3 orientations (horizontale, verticale, diagonale), nous pouvons appliquer les mesures de texture standard (Histogramme, Moyenne, Écart type et Variance) sur chacune des sous-bandes de fréquences. Les résultats obtenus permettent de définir précisément : la meilleure échelle pour caractériser la texture donnée par le niveau de la décomposition en ondelettes, l'orientation dominante de la texture donnée par l'orientation des coefficients d'ondelettes et la caractérisation de la texture par les mesures de régularité et d'homogénéité.

Plusieurs mesures de texture peuvent être utilisées pour la caractérisation de la texture à une échelle donnée de la décomposition en ondelettes, ces descripteurs sont principalement basés sur la matrice de cooccurrence  $p$ . Parmi lesquelles nous citons celles décrites par Haralick *et al.* (1973) :

- $Moyenne = \sum_j \sum_i p(i, j)$
- $Variance = \sum_j \sum_i (i - Moyenne)^2 p(i, j)$
- $Energie = \sum_j \sum_i p(i, j)^2$
- $Inertie = \sum_j \sum_i p(i, j)^2 p(i, j)$
- $Entropie = -\sum_j \sum_i p(i, j) \log(p(i, j))$

avec  $i$  et  $j$  les coordonnées dans la matrice de cooccurrence  $p$  qui représentent un niveau de gris particulier dans l'image d'entrée.

Un des problèmes de cette technique réside dans le nombre énorme de descripteurs de texture qui peuvent être extraits et qui contiennent une information redondante sur la texture du même objet associée à plusieurs échelles d'analyse. Ce qui rend l'interprétation de cette information moyennant une technique de classification une tâche fastidieuse et très difficile à appliquer. Généralement, une phase de réduction de la dimensionnalité est employée pour réduire la taille du vecteur de texture extrait en éliminant l'information redondante. Mais le choix de la meilleure échelle d'analyse qui permet de ressortir au mieux les caractéristiques d'un objet diffère, d'une texture à une autre. Dans ce chapitre, une nouvelle technique capable d'extraire l'information texturale à partir d'une décomposition en ondelettes est proposée. L'idée consiste à chercher l'échelle la plus appropriée pour extraire les descripteurs de texture pour un objet donné en se basant sur une segmentation multiéchelle de l'image. L'application d'une phase de segmentation avant l'extraction des descripteurs permet de réduire le nombre de descripteurs à calculer tout en déterminant l'échelle optimale pour les extraire.

### **3.4.2 La méthodologie proposée**

La méthodologie proposée dans cette section, comme décrite dans Sghaier & Lepage (2015a) et Sghaier & Lepage (2015b), repose sur l'analyse de la texture des routes pour extraire les changements causés par la catastrophe. La première étape de notre algorithme consiste à détecter les changements subis par la route. Ces changements peuvent être dus à plusieurs sources y compris les dommages des routes. Cette première étape a comme but de chercher à identifier les changements sans déterminer leur nature.

Nous commencerons par appliquer la transformée en ondelettes sur les deux images de l'avant et de l'après-catastrophe, une segmentation par ligne de partage des eaux est combinée avec les ondelettes de Haar afin de déterminer l'échelle optimale associée à chaque objet. Par la suite, la divergence de Kullback-Leibler est utilisée afin d'identifier les zones modifiées en comparant les coefficients de détail de la décomposition en ondelettes. Cette étape fournira une liste des régions qui ont subi un changement avec une information pertinente sur les échelles les plus adaptées pour les extraire.

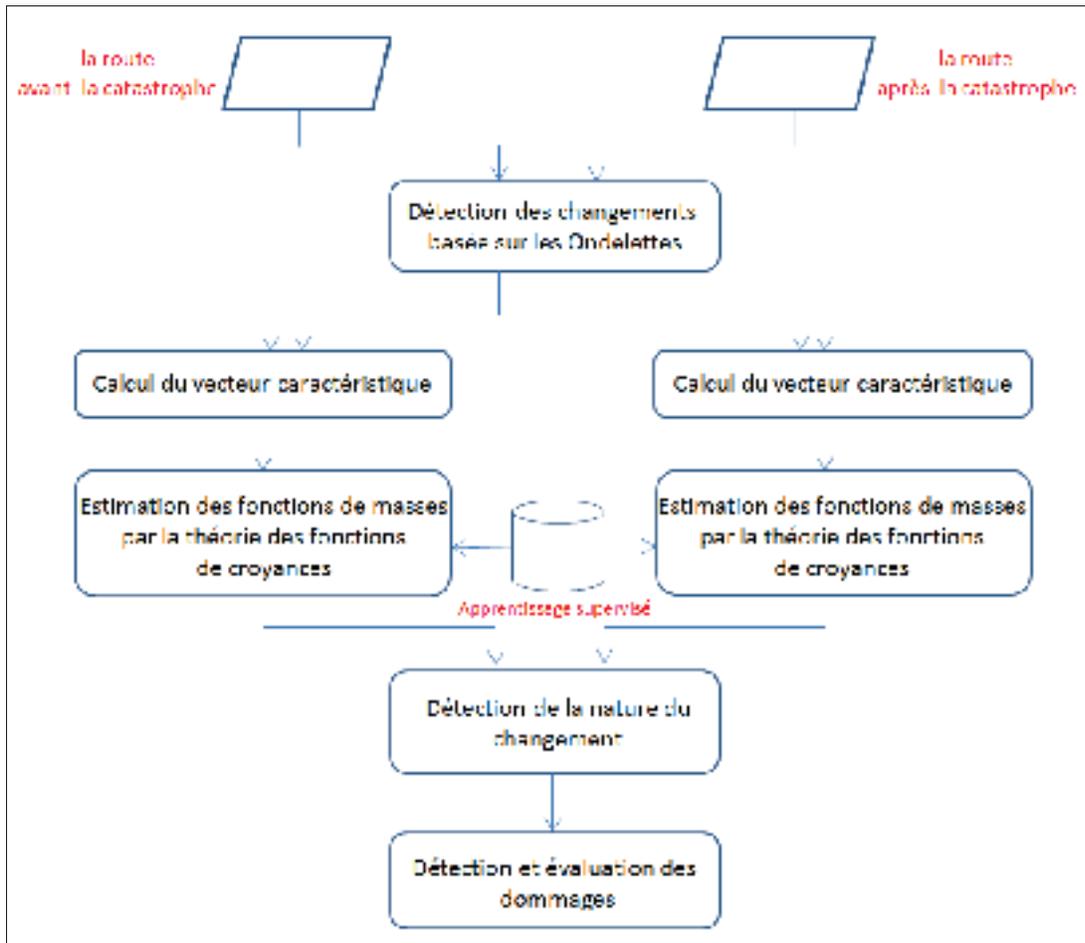


Figure 3.12 Les étapes de l’algorithme de détection et d’évaluation des dommages des routes

Ensuite, pour chaque changement détecté sur la surface de la route, nous calculons des mesures de texture pour les trois orientations d’ondelettes et nous définissons un vecteur caractéristique. L’orientation du changement retenue sera celle avec un vecteur caractéristique maximal. À l’issue de cette étape, nous obtenons deux vecteurs caractéristiques formant les sources d’informations utilisées dans l’estimation des fonctions de masse et caractérisant chaque changement figurant sur la route, notre objectif est de déterminer la nature et la classe du changement. Pour y parvenir, nous estimons moyennant une étape d’apprentissage les fonctions de masse qui décrivent l’appartenance de la zone d’intérêt à une classe particulière selon une mesure de texture. Chaque mesure de texture donnera une idée sur le degré d’appartenance à une des classes suivantes : voitures, ombres, débris, routes. Les différentes mesures de texture peuvent être

considérées comme un ensemble de sources d'information qui peuvent être en accord ou en contradiction. Par conséquent, nous ne pouvons pas confirmer définitivement l'appartenance d'un objet à une classe particulière, d'où l'intérêt de l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance pour la fusion des données issues de chaque source et donner une décision précise sur la nature des changements. La théorie des fonctions de croyance donnera une base mathématique robuste pour la fusion des données issues de plusieurs sources tout en tenant compte de leur incertitude et de leur imprécision. Une fois la fonction de masses finale décrivant l'appartenance de chaque région à chaque classe est déterminée, nous appliquons une règle de fusion multitemporelle afin de caractériser la nature du changement et de retenir seulement celui causé par la catastrophe. La figure 3.12 décrit les étapes par lesquelles passe notre algorithme de détection des changements subis par le réseau routier suite à une catastrophe.

### **Segmentation multiéchelle combinant la technique de la ligne de partage des eaux et la transformée en ondelettes**

Le problème de segmentation d'image est l'un des problèmes les plus difficiles dans le domaine de traitement d'image et consiste à chercher pour une image donnée une partition optimale maximisant un critère donné comme la texture ou l'homogénéité, etc. Des algorithmes comme la segmentation par ligne de partage des eaux Beucher & Lantuejoul (1979) ont maintes fois montré leur efficacité à résoudre ce genre de problème et permettent d'identifier efficacement les objets d'intérêt dans l'image. La segmentation par ligne de partage des eaux est une méthode qui fait partie de la famille des approches basées sur la morphologie mathématique. L'image est perçue comme un relief topographique avec ses pixels constituants représentant le niveau d'élévation en chaque point. À partir des minimums globaux, l'image est progressivement inondée jusqu'à ce que le niveau d'eau atteigne le plus haut sommet dans l'image. Les bassins versants ainsi obtenus correspondant aux régions de la partition. La principale limite de cette approche réside dans sa sensibilité au bruit et aux contours à faible magnitude. La transformée en ondelettes est introduite dans ce travail pour surpasser ces limitations en ajoutant plus de confiance aux arêtes extraites à des échelles grossières.

Tout d'abord, l'image d'entrée est décomposée en coefficients d'ondelettes par application d'une série de filtres passe-haut et passe-bas. Ce processus de division récursif de l'image est répété jusqu'à ce que des blocs de taille  $128 \times 128$  sont obtenus représentant le niveau grossier de la résolution identifié dans ce travail par l'échelle  $t$ . À partir de la composante basse fréquence de l'ondelette (LL -  $2 \times$  filtrage passe-bas), le gradient à chaque pixel est calculé pour définir les limites de chaque objet et l'algorithme de la ligne de partage des eaux est ensuite appliqué pour segmenter l'image et extraire des objets d'intérêt. Comme les paramètres optimaux de l'algorithme de segmentation sont inconnus pour chaque image, nous avons choisi de sur-segmenter l'image. Cette heuristique permet d'éviter la fusion des objets appartenant à deux classes différentes et favorise l'apparition de sous-classes dans la classe d'intérêt.

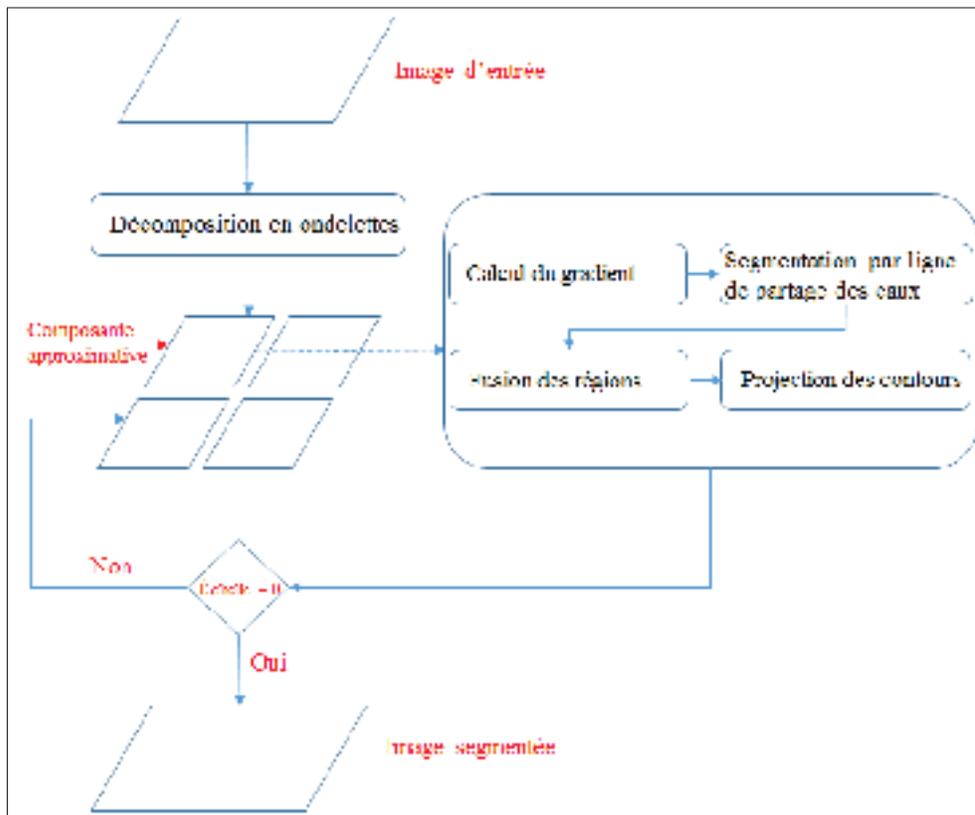


Figure 3.13 Les étapes de la segmentation multiéchelle de l'image

Sur la base de la carte de voisinage obtenue par application de l'opération de segmentation, une étape de fusion est appliquée afin de fusionner les régions qui présentent les mêmes caractéristiques texturales. Deux régions adjacentes sont fusionnées si la différence entre leur indice de texture est inférieure à un seuil de similarité donné  $\epsilon$ . Les mesures de texture suivantes : *somme variance* (*SomVar*), *Cluster shade* (*Shade*), *moyenne* et *énergie*, définies dans Pony *et al.* (2000), sont utilisées dans le processus de fusion comme elles ont prouvé leur capacité à discriminer entre les classes d'intérêt dans un environnement urbain. La formule de fusion proposée est donnée par :

$$\begin{aligned} |Texture_i - Texture_j| &\leq \epsilon \\ Texture_i &= Shade_i + Energie_i + SomVar_i + Moyenne_i \end{aligned} \quad (3.15)$$

où  $i$  et  $j$  sont deux régions voisines. La carte des contours obtenue est projetée sur l'échelle suivante afin de donner plus de confiance aux bords calculés dans l'échelle courante. Ainsi, les contours obtenus à l'échelle  $t-1$  et figurant dans la liste des arêtes projetées de l'échelle  $t$  obtiennent 30 % de plus dans l'amplitude du gradient (ce seuil est défini d'une façon empirique). La procédure décrite dans la figure 3.13 est répétée pour chaque niveau jusqu'à ce que nous atteignons le niveau de l'image originale et les contours extraits à partir de différentes échelles sont superposés pour déterminer les frontières de la segmentation finale.

### **L'identification des changements en utilisant la divergence de Kullback-Leibler**

Une fois les deux images d'entrée segmentées, les régions définissant le même objet à partir des deux images, pour une échelle donnée, sont comparées à l'aide de la divergence de Kullback-Leibler (DKL) Kullback & Leibler (1951), également connue sous le nom de l'entropie relative. Cette distance asymétrique est un outil usuel pour mesurer la similitude entre deux densités de probabilités (PDF) correspondant, dans une image, aux histogrammes normalisés des niveaux de gris  $P(x)$  et  $Q(x)$  définie comme suit :

$$D_{KL}(P||Q) = \sum_i P(i) \ln \frac{P(i)}{Q(i)} \quad (3.16)$$

Une version symétrique de la DKL est obtenue en prenant la valeur moyenne dans les deux directions tel que :

$$S_{KL}(P||Q) = \frac{1}{2}(D_{KL}(P||Q) + D_{KL}(Q||P)) \quad (3.17)$$

L'étape de comparaison est effectuée comme suit ; tout d'abord, la meilleure échelle associée à un objet donné est retenue dans la phase de segmentation et les coefficients des ondelettes fines de même orientation sont comparés deux à deux. Un changement sera traduit par une valeur élevée de la DKL pour une direction donnée des coefficients d'ondelettes. Par la suite, le maximum de la DKL pour les trois différentes directions d'ondelettes est calculé et comparé à un seuil fixé dans ce travail de manière empirique à partir d'un ensemble de données d'apprentissage à 0,75. L'avantage de cette technique est qu'elle n'est pas sensible aux variations dans les conditions d'acquisition, car elle est basée sur les caractéristiques texturales des objets dans l'image.

### **Le calcul du vecteur caractéristique et l'identification de l'orientation dominante**

Le but de cette étape est d'extraire des descripteurs caractéristiques de chaque changement détecté sur la surface de la route. Le vecteur caractéristique défini afin de caractériser la texture comporte quatre composantes : une première composante pour caractériser la luminance de l'objet relatif à son échelle d'extraction et qui illustre l'information radiométrique sur l'objet et trois mesures de texture pour caractériser la répartition spatiale des pixels pour les trois orientations d'ondelettes LL, LH et HH dans cette zone de l'image, définies dans ce travail comme suit :

- **Le second moment angulaire** : il caractérise le caractère "lisse" de l'objet, plus la texture de l'objet est lisse plus sa valeur est élevée. Le second moment angulaire est défini par la formule suivante :

$$Sma = \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{l-1} (P(i, j, d, \theta))^2 \quad (3.18)$$

- **La corrélation** : elle caractérise le caractère "régularité" de l'objet, plus la texture de l'objet est régulière plus sa valeur est élevée. La corrélation est définie par la formule suivante :

$$Cor = \frac{\sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{l-1} ((i - \mu_x)(j - \mu_y))P(i, j, d, \theta)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.19)$$

- **Le contraste** : il caractérise les variations locales importantes dans une direction donnée, plus la variation locale est importante plus sa valeur est élevée. Le contraste est défini par la formule suivante :

$$Con = \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{l-1} (i - j)^2 (P(i, j, d, \theta)) \quad (3.20)$$

avec  $\mu_x$  et  $\sigma_x$  la moyenne et l'écart type des lignes de la matrice de cooccurrence, et  $\mu_y$  et  $\sigma_y$  la moyenne et l'écart type des colonnes de la même matrice. Quant à  $\theta$ , il représente l'angle choisi pour le calcul de la matrice de cooccurrence. Nous pouvons déduire à partir des mesures calculées précédemment le vecteur caractéristique pour une image  $k$  et une orientation donnée  $\theta \in \{0, 45, 90\}$  correspondant à la composante horizontale, diagonale et verticale des ondelettes, respectivement. Le vecteur caractéristique peut s'écrire :

$$F_k^\theta = \{Lum_k^\theta, Sma_k^\theta, cor_k^\theta, con_k^\theta\}. \quad (3.21)$$

Afin de déterminer l'orientation dominante pour analyser la texture de l'objet, nous calculons pour chaque direction la norme du vecteur caractéristique. L'orientation dominante de la texture sera donnée par la valeur maximale des trois vecteurs :

$$F_k = \max\{\|\vec{F}_k^0\|, \|\vec{F}_k^{45}\|, \|\vec{F}_k^{90}\|\} \quad (3.22)$$

$$\text{avec } \|\vec{F}\| = \sqrt{F_{Lum}^2 + F_{Sma}^2 + F_{Cor}^2 + F_{Con}^2}$$

### Application de la théorie des fonctions de croyance pour la classification

Les étapes précédentes nous ont permis d'identifier la présence de changements dans la route et de les localiser. Le changement dans les images multitemporelles peut être caractérisé par des transitions de type routes  $\rightarrow$  voitures, routes  $\rightarrow$  ombres, etc. Dans le cadre de ce travail nous nous intéressons seulement aux transitions de type : routes  $\rightarrow$  débris, d'où la nécessité d'identifier la classe d'appartenance de la région avant et après la catastrophe.

Dans la classification de la région d'intérêt, nous nous sommes heurtés à des problèmes de contradiction entre les sources d'information qui présentent des confusions dans la discrimination de certains objets. De ce fait, nous avons eu recours à un formalisme de fusion très puissant qui prend en considération la contradiction et le conflit entre les sources. Aussi, la théorie des fonctions de croyance semble bien adéquate pour la représentation de l'incertitude de nos sources d'information hétérogènes. La théorie des fonctions de croyances, aussi appelée la théorie de Dempster-Shafer introduite par Dempster (1967) et formalisée par Shafer (1976) offre des propriétés et des fonctions permettant la représentation et la combinaison de données imparfaites modélisées par des masses de probabilité définies sur des ensembles ou des intervalles. Nous allons dans ce qui suit exposer le formalisme de la théorie ainsi que son application à notre problème de classification :

#### — Formalisation du problème :

La théorie des fonctions de croyance repose sur plusieurs notions parmi lesquelles, nous citons le cadre de discernement noté  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$  qui inclut l'ensemble des hypothèses englobées par le problème. Il comporte dans le cas de l'image de l'après-catastrophe par exemple l'appartenance de l'objet d'intérêt aux classes : routes, voitures, ombres et débris.

$$\Theta = \{routes, debris, ombres, voitures\} \quad (3.23)$$

À partir de ce cadre de discernement  $\Theta$ , nous déduisons l'ensemble  $2^\Theta$  comprenant l'ensemble des  $2^N$  sous-ensembles de  $\Theta$ . Ce dernier est formé des hypothèses ainsi que de leurs disjonctions. Au même titre que l'ensemble  $2^\Theta$ , nous introduisons une grandeur dite fonction de masse notée :

$$m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$$

et vérifiant la propriété :

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \subseteq 2^\Theta} m(A) = 1. \end{cases} \quad (3.24)$$

La masse s'interprète comme une mesure de la croyance allouée à l'hypothèse  $A$ .

#### — Estimation des fonctions de masse

La première étape de l'application de la théorie de l'évidence consiste à estimer les fonctions de masse relatives à chaque source. Cette étape peut être réalisée par le biais de plusieurs techniques, nous avons privilégié dans ce travail de thèse l'utilisation du classifieur évidentiel de Denoeux (1995) basé sur l'algorithme Kppv (K plus proche voisins) qui propose une variante de l'algorithme de Kpp traditionnel basée sur la théorie des fonctions de croyance. Cet algorithme se base sur la connaissance d'une base d'apprentissage contenant des échantillons représentant nos classes d'intérêt. Soit  $\mathcal{L} = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}$  cette base d'apprentissage. Pour chaque vecteur caractéristique  $x$  de la région à classifier, nous appliquons l'algorithme Kppv évidentiel pour considérer seulement les  $k$  vecteurs d'apprentissage les plus proches de  $x$ . Ces vecteurs sont considérés comme une source d'information pour le vecteur à classer. Les fonctions de masse sont alors données par :

$$\begin{cases} m_k(x \in \theta_i) = \alpha_k \varphi_k(d_k) \\ m_k(x \in \Theta) = 1 - \alpha_k \varphi_k(d_k) \end{cases} \quad (3.25)$$

où  $\alpha_k \in [0, 1]$  un coefficient d'affaiblissement,  $d_k$  la distance euclidienne entre les vecteurs  $x$  et  $x_k$ , et  $\varphi_k$  une fonction décroissante donnée par :

$$\varphi_k(d_k) = \exp(-\gamma_k d^2) \quad (3.26)$$

où  $\gamma_k$  un réel positif. La fonction de croyance finale  $m(\cdot)$  est obtenue par l'application de l'opérateur de combinaison de Dempster sur toutes les sources d'informations partielles  $m_k$ .

$$m = \oplus_{k \in [1, \dots, K]} m_k \quad (3.27)$$

où  $\oplus$  signifie la règle de combinaison conjonctive de Dempster donnée par :

$$m_{\oplus}(A) = \frac{\sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C)}{1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) m_2(C)} \quad (3.28)$$

Tel que décrit précédemment cette approche considère l'espace des caractéristiques dans sa globalité. Dans notre travail, nous allons adopter la variante séparable de l'algorithme évidentiel qui consiste à modéliser les informations selon chaque caractéristique  $x_j$  avec  $j \in [1, \dots, J]$ ,  $J$  étant le nombre de descripteurs (sources) du vecteur  $x$  à classer.

#### — Fusion inter-sources

Une fois que nous obtenons les fonctions de masse relatives à chaque descripteur, nous procédons à la fusion des jeux de masse de chaque source afin d'obtenir la fonction de masse finale associée à la région d'intérêt. La combinaison est réalisée moyennant la loi de combinaison de Dempster (voir éq. (3.30)) qui profite de l'information contenue dans les différentes sources pour la distribuer vers les propositions les plus probables.

$$m = m_{Luminance} \oplus m_{Sma} \oplus m_{Correlation} \oplus m_{Contraste} \quad (3.29)$$

La figure 3.14 illustre le processus de fusion proposée dans ce travail basé sur la théorie des fonctions de croyance.

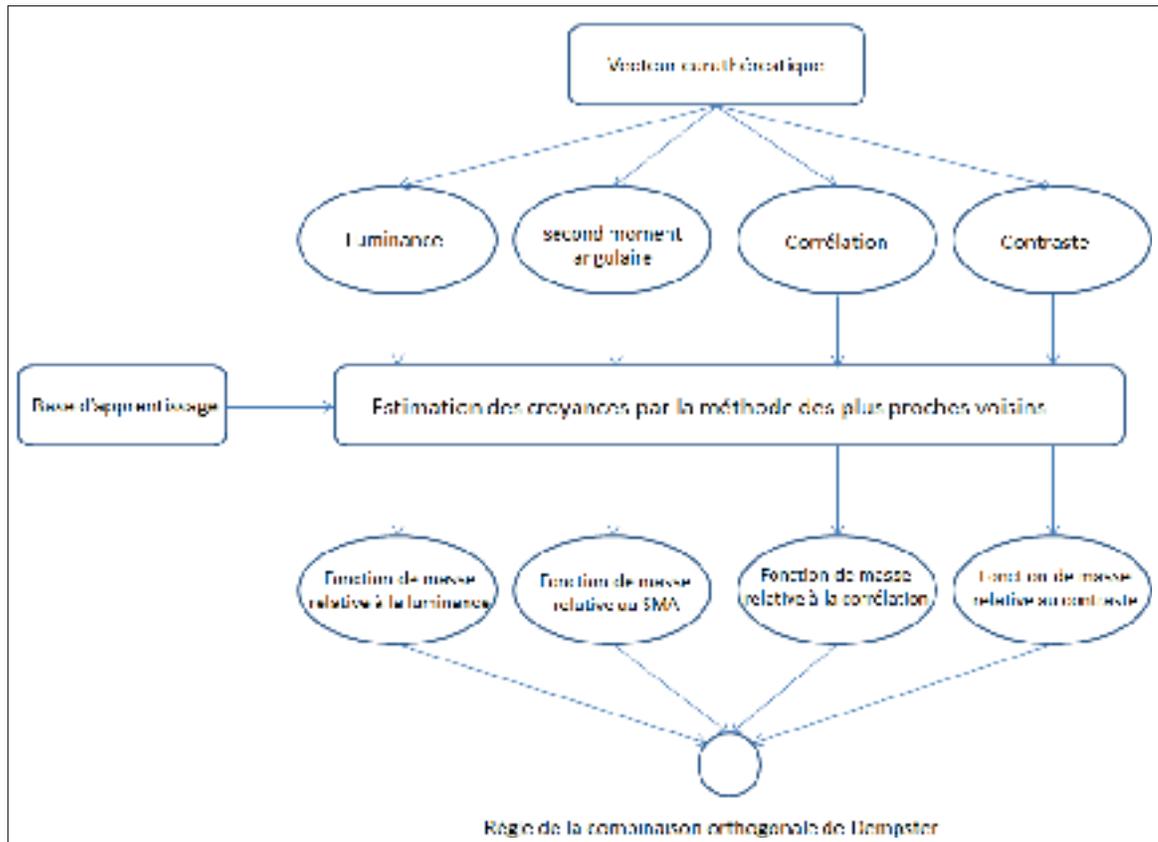


Figure 3.14 Les étapes de l'algorithme de détection et d'évaluation des dommages des routes

### Identification de la nature du changement à travers la fusion multitemporelle

Afin d'identifier efficacement la nature des changements qui ont été détectés, nous allons utiliser le Raisonnement Evidentiel Multidimensionnel (REM) présenté dans Liu *et al.* (2014) pour la fusion des régions d'intérêt déjà classées chacune à part dans les images de l'avant et de l'après-catastrophe. Les fonctions de masse multidimensionnelles sont considérées comme une extension des fonctions de masse usuelles, la principale différence est le cadre de discernement sur lequel elles sont définies. Soit  $\Theta_1 = \{\theta_{1_1}, \theta_{1_2}, \dots, \theta_{1_N}\}$  et  $\Theta_2 = \{\theta_{2_1}, \theta_{2_2}, \dots, \theta_{2_M}\}$  les cadres de discernement relatifs respectivement aux sources de données obtenues à partir de chaque image. La REM est définie sur le cadre  $\Theta^2 = \Theta_1 \times \Theta_2 = \{(\theta_{1_i}, \theta_{2_j}) | (\theta_{1_i} \in \Theta_1) \wedge (\theta_{2_j} \in \Theta_2), i \in [1, N], j \in [1, M]\}$  résultant du produit cartésien de ces deux cadres. À partir de ce cadre de discernement multidimensionnel, nous déduisons l'ensemble de puissance  $2^{\Theta^2} = 2^{\Theta_1 \times \Theta_2}$ .

Chaque couple  $A$  de cet ensemble définit un changement. Par exemple, soit  $A = (X_1, X_2)$ , la masse associée à ce changement se calcule de la manière suivante :

$$m_{1 \rightarrow 2}(X_1, X_2) = m_1(X_1)m_2(X_2) \quad (3.30)$$

où  $X_1 \in 2^{\Theta_1}$  et  $X_2 \in 2^{\Theta_2}$ ,  $m_1$  est la croyance calculée à partir de l'image de l'avant catastrophe et  $m_2$  est la croyance calculée à partir de l'image de l'après catastrophe.

Après avoir calculé la fonction de masse  $m_{1 \rightarrow 2}$  associée à chaque couple de régions, une étape de décision se présente pour conserver le changement le plus probable. Dans ce travail, nous avons choisi le maximum de probabilité pignistique  $BetP(\cdot)$  comme opérateur de décision.

$$BetP(A) = \sum_{B \in 2^{\Theta^t}, B \neq \emptyset} \frac{|B \cap A|}{|B|} m(B) \quad (3.31)$$

où  $|B|$  est la cardinalité de l'élément  $B$ . Dans la REM, la cardinalité d'un couple  $A \in 2^{\Theta^t}$  est le nombre de singletons qu'il contient dans sa forme canonique. Par exemple  $|(\theta_{1_1}, \theta_{2_2} \cup \theta_{2_3})| = |(\theta_{1_1}, \theta_{2_2}) \cup (\theta_{1_1}, \theta_{2_3})| = 2$ .

### 3.5 Expérimentation et résultats

Pour évaluer les performances de la méthode proposée, nous l'avons appliquée à des images de Port-au-Prince en Haïti acquises peu de temps avant le tremblement de terre qui a eu lieu le 12 janvier 2010. Le satellite GeoEye 1 a été utilisé pour l'acquisition de ces images, caractérisé par un capteur de résolution 58 cm hors nadir pour la bande panchromatique et 2,32 m hors nadir pour les bandes multispectrales (bleu, vert, rouge et proche infrarouge). Ces caractéristiques ont été utilisées pour produire des images à très haute résolution spatiale, ce qui donne une vue très détaillée des objets présents dans l'image et facilite ainsi l'analyse du contenu. Tous les algorithmes ont été codés en C++ en utilisant la bibliothèque à accès libre *ORFEO Toolbox* (Optical and Radar Federated Earth Observation) Christophe & Inglada (2009) dans sa version

actuelle 5.0 caractérisée par diverses fonctionnalités dédiées au traitement d'images satellites. Les tests ont été effectués sur une machine de type PC munie d'un processeur Intel Core i7-3770M avec une fréquence d'horloge de 3,4 GHz et 8 Go de mémoire vive tournant le système d'exploitation Windows 7 Enterprise.

### 3.5.1 Données utilisées



Figure 3.15 L'épicentre du séisme est situé tout près de Port-au-Prince, tirée d'un article publié sur le site web academic

Dans ce travail de thèse, nous nous intéressons au tremblement de terre qui a eu lieu en Haïti le 12 janvier 2010 (figure 3.15). Cette catastrophe a eu lieu dans l'un des pays les plus pauvres du monde et a causé la mort de 300.000 personnes et plus d'un million de personnes déplacées, avec une magnitude de 7,0 sur l'échelle de Richter. Cet évènement peut être considéré comme étant un cas de catastrophe extrême, non seulement pour les dommages générés, mais aussi pour l'immense quantité d'observations faites durant cet évènement.

Tableau 3.1 Les spécifications du satellite GeoEye-1

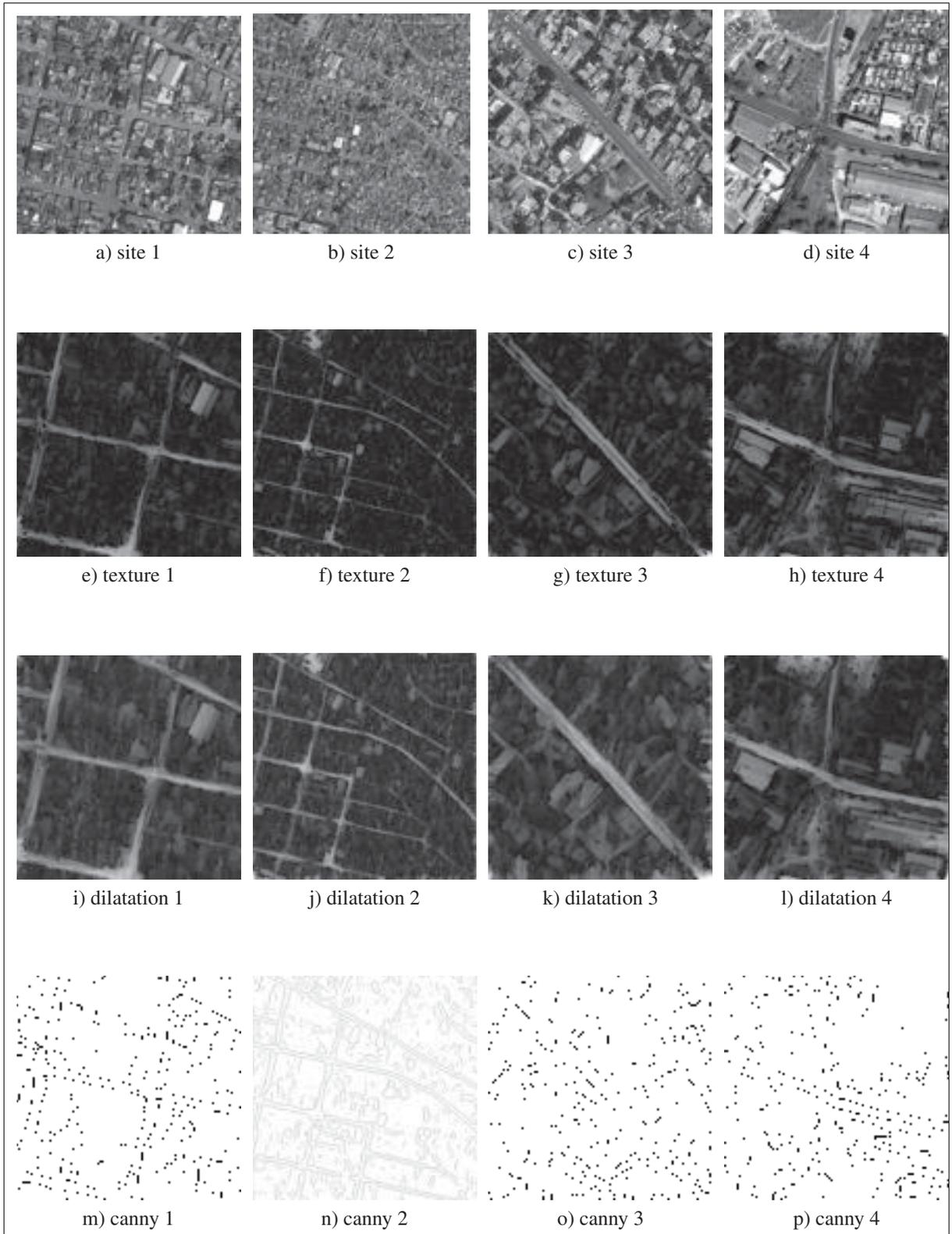
Date du lancement	Capteur	Résolution	Plage spectrale
6 Septembre 2008	Panchromatique Multispectral	0,46 m - 1,51 panchromatique 1,84 m - 6,04 multispectral	Panchromatique : 450 - 800 nm Bleu : 450 - 510 nm Vert : 510 - 580 nm Rouge : 655 - 690 nm Proche infrarouge : 780 - 920 nm

Le tableau 3.1 décrit les spécifications du satellite GeoEye-1 employé dans l'acquisition des images de l'avant- et de l'après-catastrophe d'Haïti. Fournissant une très haute résolution spatiale, un temps de revisite de moins de 3 jours et une capacité de rassembler jusqu'à 700,000  $km^2$  par jour, ce satellite était de forte utilité lors du tremblement de terre et a permis d'avoir une vue d'ensemble de l'événement.

### 3.5.2 Extraction des routes

#### Présentation des résultats

Les figures 3.16a, 3.16b, 3.16c and 3.16d montrent quatre sous-images extraites à partir de l'image satellite de la ville de Port-au-Prince en Haïti. Comme nous pouvons le constater, ces images représentent une zone urbaine dense avec la présence de quelques petits artéfacts, y compris : du bruit, les voitures sur la surface de la route, les bâtiments et l'ombre des arbres. Les figures 3.16e, 3.16f, 3.16g et 3.16h représentent les résultats de l'application du descripteur de texture SFS-SD. Nous rappelons que cette mesure de texture permet d'identifier les surfaces homogènes et droites à partir de l'image, caractérisant plusieurs objets dans les images satellites comme les bâtiments et les routes. Nous pouvons remarquer l'amincissement de la surface de la route dans certaines zones en raison de la présence de l'ombre qui occlut une partie de la surface. Certaines zones sombres sur la surface de la route, qui correspondent à des voitures dans l'image originale, peuvent également être observées.



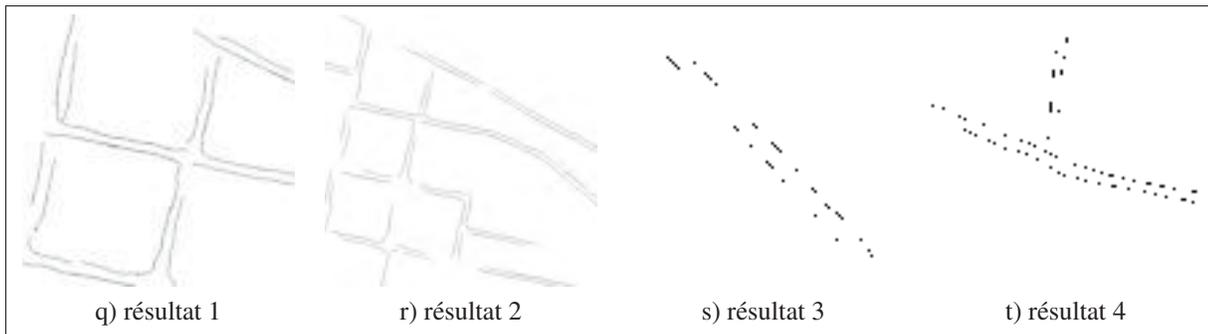


Figure 3.16 Les résultats de l'application de la méthodologie proposée sur les images de test.

Les figures 3.16i, 3.16j, 3.16k et 3.16l illustrent les résultats obtenus par application de l'opérateur morphologique de dilatation sur les images de test : nous constatons que la dilatation de l'image par l'élément structurant a permis de supprimer les petites structures représentant des pixels mal classés ou les petits artéfacts présents dans l'image. L'application de la dilatation a permis aussi de lisser les bords des routes, tout en maintenant leur forme linéaire. Les figures 3.16m, 3.16n, 3.16o et 3.16p montrent l'utilisation du détecteur de contour de Canny. Les étapes précédentes ont permis de minimiser les contours non pertinents qui font partie des petits objets présents dans l'image et qui n'appartiennent pas au réseau routier. Enfin, les figures 3.16q, 3.16r, 3.16s et 3.16t montrent les résultats obtenus suite à l'application de la transformée en beamlets. Comme nous pouvons le constater clairement, la plupart des principaux axes des routes dans les images de test ont été correctement détectés. L'analyse multiéchelle a permis de distinguer entre les contours de la route et ceux appartenant à d'autres objets tels que les bâtiments, ainsi que supprimer les contours qui décrivent les petits objets. Les résultats obtenus démontrent la précision et l'efficacité de notre algorithme dans l'identification de la route dans un contexte urbain, rural et périurbain. Nous allons dans ce qui suit présenter une évaluation quantitative des résultats afin d'appuyer ces constatations visuelles.

Les figures 3.17a, 3.17b, 3.17c, 3.17d, 3.17e et 3.17f montrent les résultats obtenus par application de la transformée en beamlets sur une zone rurale. À des échelles supérieures, nous pouvons observer les structures grossières dans l'image, représentant les routes. Puis, en descendant vers des niveaux inférieurs de la pyramide, nous notons l'apparition des détails cachés

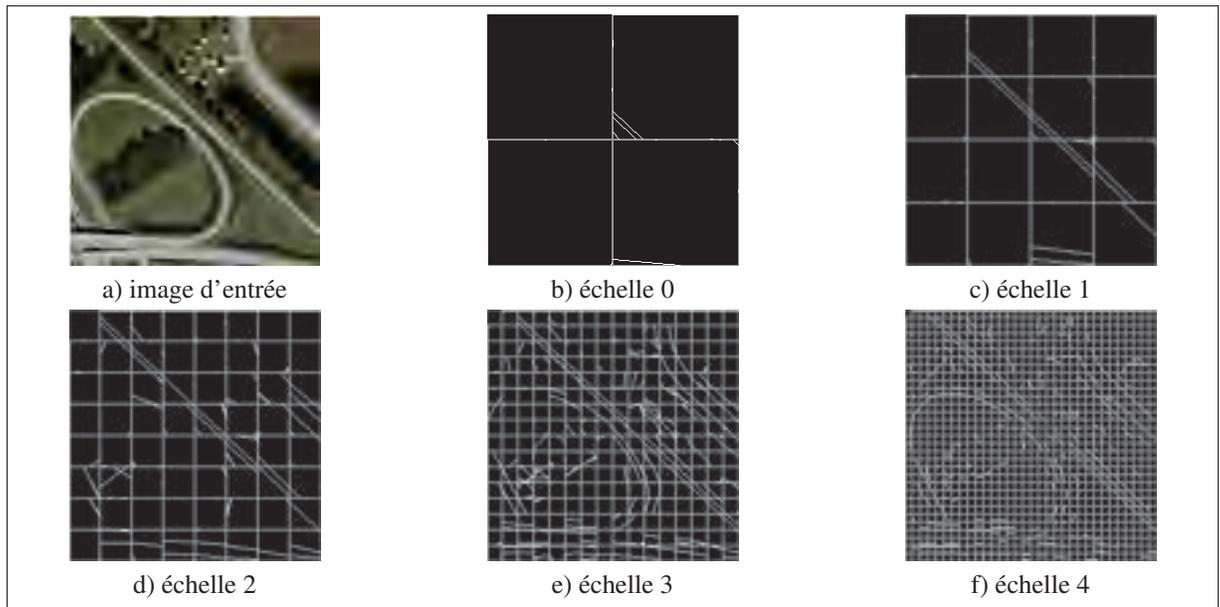


Figure 3.17 Les résultats obtenus par application de la transformée en beamlets sur une zone rurale

dans l'image. L'algorithme proposé utilise l'aspect multiéchelle de la transformée en beamlets pour détecter d'abord les principaux axes de la route, puis agrège des beamlets appartenant à des niveaux de résolution inférieures afin de reconstruire le réseau routier au complet.

Le dictionnaire des beamlets stocke des informations pertinentes sur les coordonnées des pixels aux extrémités, la direction et l'échelle d'apparition de chaque beamlet, ce qui permet par la suite d'introduire des règles et des relations spatiales entre beamlets, telle que le parallélisme ou la continuité de deux segments. Nous pouvons également remarquer que les structures complexes peuvent être représentées par approximation d'un segment avec un ensemble de beamlets vérifiant la fonction d'énergie. Nous avons constaté que les routes à Port-au-Prince contenaient des déformations et des discontinuités dans leur structure linéaire causées par les bâtiments et l'ombre des arbres, ce qui justifie l'utilisation d'une approximation des segments de l'image par des beamlets.

## Évaluation des résultats

Pour évaluer les performances de notre algorithme d'extraction de routes, nous avons utilisé des vecteurs de routes de la ville de Port-au-Prince fournis par *OpenStreetMap*<sup>1</sup>. Les vecteurs de routes, disponibles en format Shapefile, donnent des informations précises sur l'emplacement des routes et constituent donc notre vérité terrain. Afin de calculer les mesures de complétude, d'exactitude et de redondance associées à l'algorithme proposé, nous avons basé nos expériences sur une comparaison entre la surface du réseau routier générée par notre algorithme à partir des images de test et les données vectorielles de la route obtenues à partir d'OpenStreetMap. Nous avons d'abord extrait les vecteurs de la route sur la carte OpenStreetMap du réseau routier qui correspondent à la sous-image en cours d'évaluation. La procédure comprend l'application d'un code écrit en OTB, afin de déterminer le nombre de pixels qui constituent chaque surface de route, le nombre de pixels de référence pour chaque vecteur de route, et le nombre de pixels associé à chaque zone de correspondance. Chacune de ces valeurs est ensuite utilisée dans le calcul de nos mesures de qualité. Si l'image contient plus d'une route, la moyenne des mesures de qualité proposées est employée. Les figures 3.18a et 3.18b illustrent le principe de la méthode d'évaluation employée.

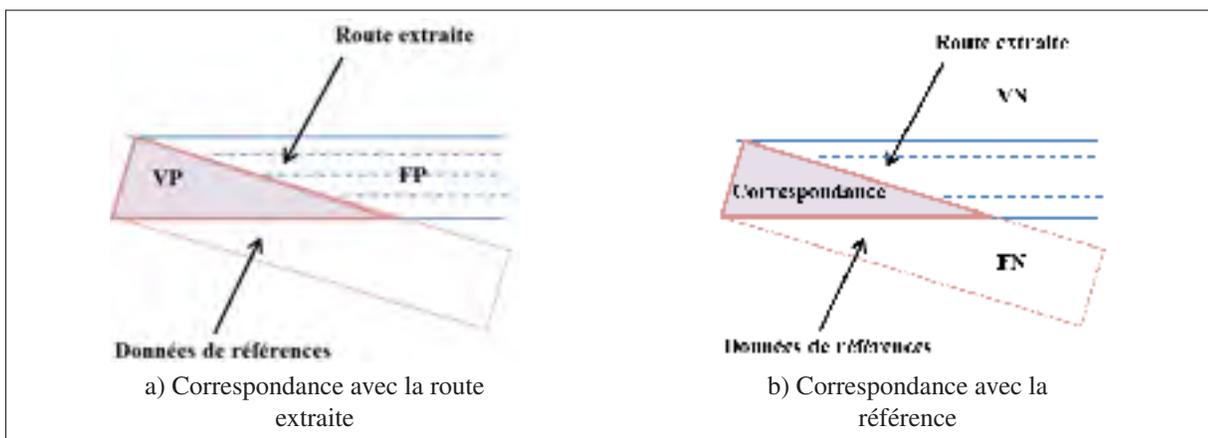


Figure 3.18 Le principe de la méthode d'évaluation

1. OpenStreetMap est une base de données à accès libre de vecteurs de routes, sous licence Open Data Commons Open Database License (ODbL).

La comparaison entre nos résultats et les vecteurs de la route produites à partir d'OpenStreetMap est obtenue en utilisant la métrique proposée dans Wiedemann (2003) et Heipke *et al.* (1997), qui servira à évaluer la précision et la qualité des résultats. Les mesures de qualité définies dans ce travail sont les suivantes :

- **Complétude** : représente le pourcentage des routes correctement détectées par rapport aux données de référence ; Cette mesure est définie sur l'intervalle  $[0; 1]$ , où 1 est la valeur optimale.

Nous pouvons exprimer la complétude par la formule suivante :

$$\text{Complétude} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.32)$$

- **Exactitude** : décrit le pourcentage de la surface correctement détectée sur la surface totale des routes extraites. Cette mesure est définie sur l'intervalle  $[0; 1]$ , où 1 est la valeur optimale.

Nous pouvons exprimer l'exactitude par la formule suivante :

$$\text{Exactitude} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.33)$$

- **Redondance** : représente le pourcentage auquel la route correctement détectée est redondante. Cette mesure est définie sur l'intervalle  $[-\infty; 1]$  où 0 est la valeur optimale.

Nous pouvons exprimer la redondance par la formule suivante :

$$\text{Redondance} = \frac{VP - (1 - FP + FN)}{VP} \quad (3.34)$$

avec VP les vrais positifs, FP les faux positifs, FN les faux négatifs et VN les vrais négatifs. Le tableau 3.2 décrit les résultats obtenus par application des mesures de qualité définies ci-dessus sur les quatre images de test :

Tableau 3.2 Résultats obtenus par application de nos mesures de qualité

	Complétude	Exactitude	Redondance
Site 1	0,75	0,9	0,1
Site 2	0,88	0,82	0,18
Site 3	0,9	0,85	0,15
Site 4	0,77	0,93	0,07

Comme le montre le tableau 3.2, la mesure d'exactitude est de 0,9 et 0,93 pour le site 1 et le site 4, respectivement, ce qui reflète la précision de notre algorithme dans l'extraction de la route et le faible taux de fausses alarmes, comme nous pouvons l'observer clairement à partir des images. Les valeurs obtenues par la même mesure pour les deux autres sites sont un peu moins bonnes, mais toujours satisfaisantes. La mesure de complétude est de 0,9 pour le site 3, et 0,88, 0,75 et 0,77 pour les sites 1, 2 et 4, respectivement. Ces valeurs relativement faibles peuvent être expliquées par la présence de plusieurs ruelles dans les sites 1 et 2, et plus particulièrement dans le site 4. Les résultats de la mesure de redondance sont 0,07 et 0,1 pour les sites 4 et 1, ce qui représentent des résultats très positifs, et 0,15 et 0,18 pour les sites 2 et 3, qui sont des résultats acceptables.

L'évaluation quantitative des résultats montre les bonnes performances de notre algorithme en accord avec nos constatations tirées à partir de l'évaluation qualitative. Nous notons également que la valeur relativement faible de la complétude pour le site 1 est due à la complexité du milieu urbain et la présence d'occlusions causées par les voitures et l'ombre qui cachent une grande partie de la route. L'utilisation de la mesure de la rectangularité définie entre deux

beamlets a permis de faire la distinction entre les bâtiments et les routes et d'éliminé les fausses alarmes causées par des bâtiments qui ont une réponse texturale semblable à celle des routes. L'interprétation des valeurs obtenues par cette mesure montre que l'algorithme proposé donne de très bons résultats dans les zones urbaines, en effet la plupart des routes présentes dans les images de test ont été détectées avec une grande précision. Cependant, le problème majeur que nous devons mettre en évidence se traduit par la présence de certains artéfacts dans le voisinage ou la surface d'une route, ce qui ne permet pas de reconstruire complètement certaines parties.

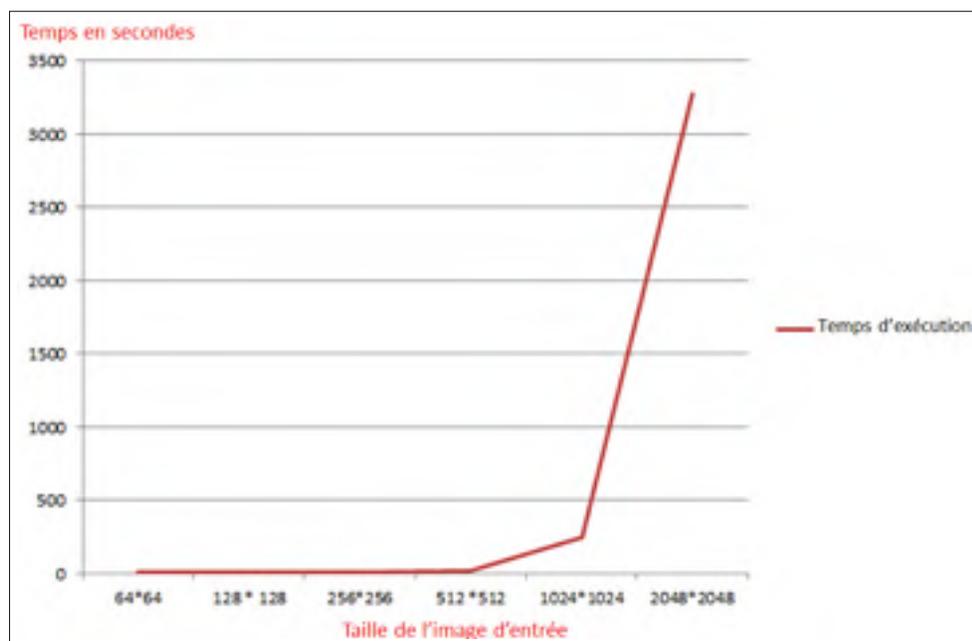


Figure 3.19 Le temps d'exécution de l'algorithme proposé

La figure 3.19 illustre l'évolution du temps d'exécution en fonction de la taille de l'image d'entrée. L'axe horizontal décrit la taille de l'image et l'axe vertical représente le temps d'exécution en secondes. Nous notons que le temps d'exécution croît de façon exponentielle en fonction de la taille de l'image. Pour les tailles d'image 64 x 64, 128 x 128, 256 x 256 et 512 x 512, le temps d'exécution est très faible par rapport au temps d'exécution pour les tailles d'image 1024 x 1024 et 2048 x 2048. L'exécution de notre algorithme sur une image de taille 2048 x 2048 nécessite presque une heure, nous pouvons en déduire que l'application de l'algorithme

sur des images de taille supérieure à 512 x 512 est très coûteuse en temps et donc peu pratique pour des problèmes réels.

Si nous nous focalisons sur l'information contenue dans ces images, nous constatons que les images de taille 512 x 512 couvrent une superficie suffisante pour détecter une grande partie du réseau routier. Ces observations confirment, à leurs tours, le choix de la taille des images à utiliser en entrée de l'algorithme proposé, tel que défini dans l'étape de prétraitement.

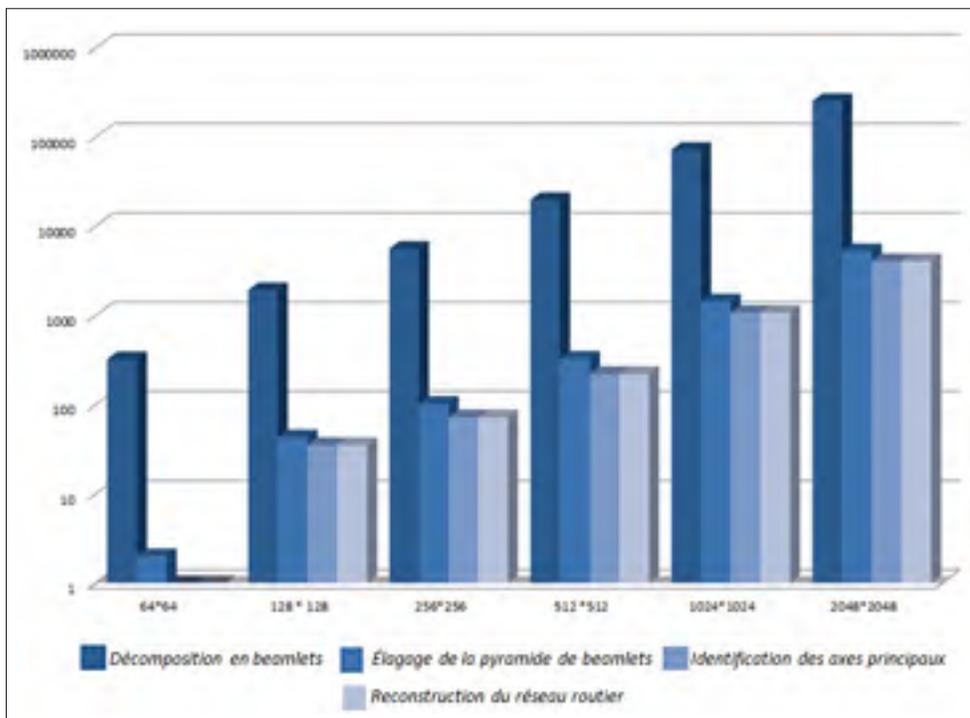


Figure 3.20 L'évolution du nombre de beamlets en fonction de la taille de l'image

La figure 3.20 décrit l'évolution du nombre de beamlets en fonction de la taille de l'image d'entrée. L'axe horizontal montre la variation de la taille de l'image, tandis que l'axe vertical indique le nombre de beamlets retenus dans chaque étape, exprimé dans une échelle logarithmique. Nous pouvons remarquer l'écart important entre le nombre de beamlets retenus suite à l'application de l'étape de décomposition et le nombre résultant de l'étape d'élagage ; nous constatons que l'étape d'élagage de la pyramide a réduit remarquablement le nombre de beamlets par  $\frac{1}{50}$ . Cette réduction permet de gérer facilement les informations associées à chaque

beamlet, et par conséquent un nombre fini de beamlets est en mesure de représenter les informations pertinentes contenues dans l'image. L'application de la transformée en beamlets sur une image de taille 1024 x 1024 ou 2048 x 2048 a généré 100.000 beamlets en plus de l'information sur l'orientation et la position de chaque beamlet qui devraient être stockées en mémoire, ce qui réduit les performances de notre algorithme. Les deux étapes d'identification des axes principaux de la route et la reconstruction du réseau routier nécessitent un nombre égal de beamlets, étant donné que l'étape de reconstruction est basée sur le regroupement des beamlets déjà sélectionnés lors de l'étape d'élagage et stockés en mémoire.

### **Comparaison avec des travaux existants**

Afin d'évaluer les performances de l'algorithme d'extraction de routes proposé, nous avons comparé les résultats de la méthode proposée par Coulibaly *et al.* (2014) avec notre approche appliquées sur les mêmes données. La technique décrite dans Coulibaly *et al.* (2014) est basée sur l'algorithme d'angle spectral Christophe & Inglada (2007) et une décomposition multi-échelle en pyramide gaussienne inspirée de celle utilisée dans la transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle *SIFT* Lowe (2004). Des sous-images extraites d'une zone urbaine (Fig. 3.21a), d'une zone rurale (Fig. 3.21b) et d'une zone périurbaine (Fig. 3.21c) ont été utilisées comme entrée pour les deux algorithmes. Les figures 3.21d, 3.21e et 3.21f montrent les vecteurs routes utilisés dans cette évaluation. Les résultats de l'application de la technique proposée par Coulibaly *et al.* sont présentés dans les figures 3.21g, 3.21h et 3.21i, et les résultats obtenus par application de notre méthode sont présentés dans les figures 3.21j, 3.21k et 3.21l.

Comme le montre le tableau 3.3, les deux algorithmes donnent des performances similaires en termes de complétude. L'algorithme proposé donne de meilleurs résultats pour les zones d'étude 1 et 3. Pour la zone d'étude 2, la méthode de Coulibaly *et al.* (2014) obtient une valeur plus élevée pour la complétude dans la zone rurale. Ceci est dû à la faible largeur de la surface de la route dans l'image et au fort contraste de la route, des conditions qui favorisent la méthode de Coulibaly *et al.* qui se base sur l'analyse de l'information radiométrique dans l'identification



Figure 3.21 Comparaison entre les résultats de la méthode proposée et la méthode de Coulibaly *et al.* (2014) : (a,b,c) représentent la zone d'étude 1 : région urbaine, la zone d'étude 2 : région rurale, et la zone d'étude 3 : région périurbaine, respectivement, et leurs vecteurs routes associés (d,e,f). Le résultat de l'application de la méthode de Coulibaly *et al.* (2014) sur les trois zones de test est montré dans (g,h,i), et (j,k,l) décrivent les résultats de notre méthode proposée.

Tableau 3.3 La performance des deux méthodes d'extraction de routes

Méthode	Zone d'étude 1			Zone d'étude 2			Zone d'étude 3		
	Compl.	Exact.	Redon.	Compl.	Exact.	Redon.	Compl.	Exact.	Redon.
Coulibaly <i>et al.</i> (2014)	0,95	0,84	0,09	0,94	0,7	0,02	0,92	0,78	0,06
Proposée	0,97	0,99	0,01	0,9	0,92	0,05	0,93	0,93	0,03

des routes. En termes d'exactitude, notre algorithme proposé réalise de meilleurs résultats et ne produit pas de fausses alarmes, contrairement à la méthode de Coulibaly *et al.* qui génère plusieurs fausses alarmes, en particulier pour la zone d'étude 2. En termes de redondance, les deux algorithmes obtiennent de très bons résultats pour les trois zones d'étude.

### 3.5.3 Identification des dommages

#### Présentation des résultats

Les résultats de l'application de la deuxième phase de notre approche dédiée à la détection des dommages des routes sur deux images de la ville de Port-au-Prince sont montrés dans la figure 3.22. Les figures 3.22a et 3.22b exposent les images acquises à partir du site 1, qui représente une zone urbaine extraite du centre-ville de Port-au-Prince avant et après la catastrophe. Les résultats de l'application de la segmentation multiéchelle sur les images de test sont présentés dans les figures 3.22c et 3.22d. Comme nous pouvons le constater, la combinaison de la transformée en ondelettes avec la segmentation par les lignes de partage des eaux a permis d'améliorer remarquablement les résultats de la segmentation objet de l'image, tout en éliminant le bruit apparaissant à des résolutions fines. Nous remarquons aussi que les mesures de texture utilisées ont permis de distinguer les dommages sur la surface de la route et de les affecter à une nouvelle classe, malgré la similarité radiométrique entre la réponse des dommages et la surface de la route. Le résultat de la détection des changements, moyennant la divergence de Kullback-Leibler, est exposé dans la figure 3.22e. La grande région identifiée

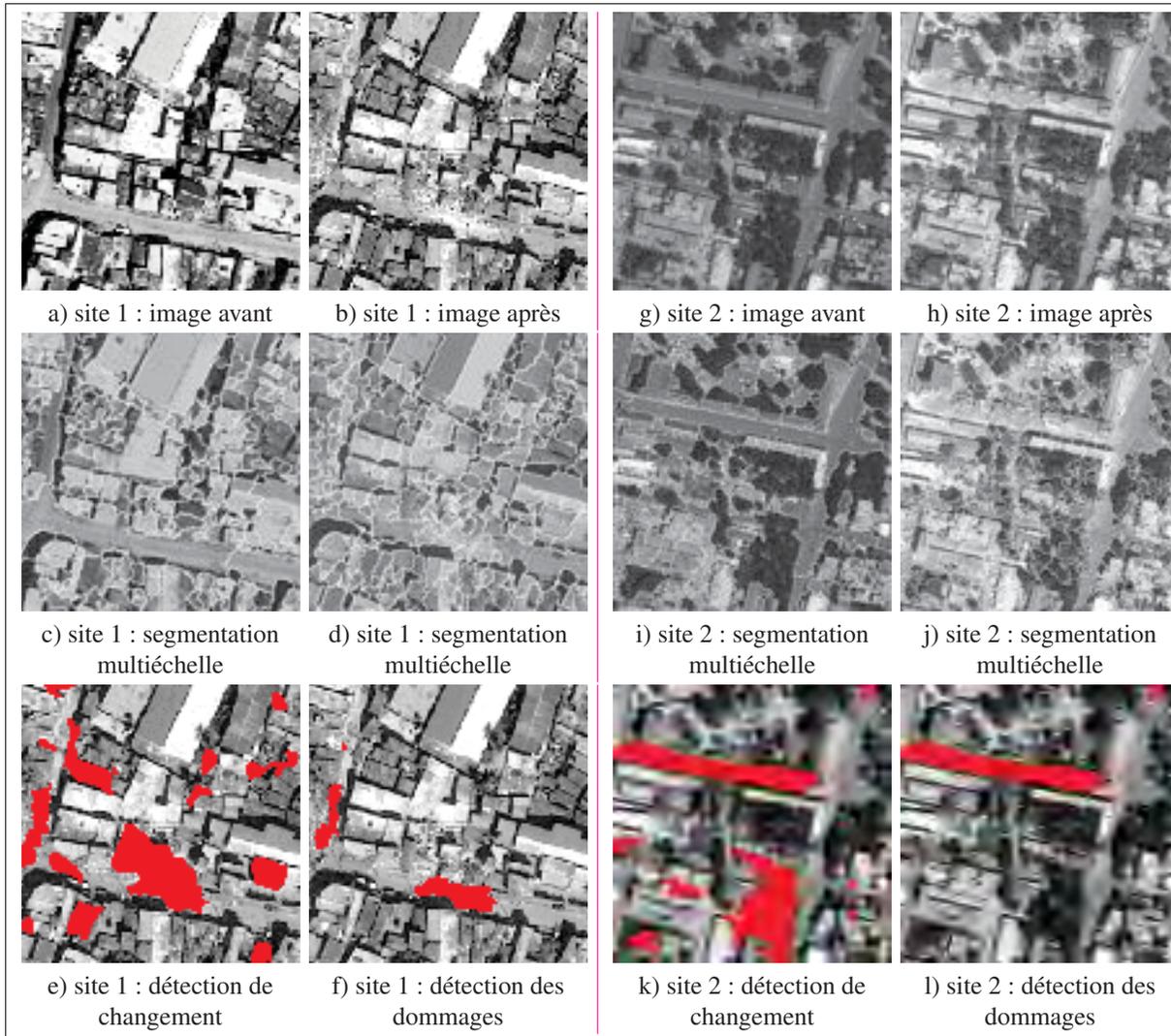


Figure 3.22 Résultats de l'application des différentes étapes de notre approche

au centre de l'image désigne les dommages subis par la route et les bâtiments au voisinage. Quelques régions associées à l'ombre qui a disparu suite à l'effondrement des bâtiments aux alentours ont été aussi détectées suite à l'application de notre étape de détection de changements. Finalement, la figure 3.22f illustre le résultat obtenu par application de notre technique de détection des dommages. L'application de la phase d'extraction du réseau routier a significativement contribué à l'amélioration des résultats de l'identification des dommages en réduisant l'espace de recherche et en se focalisant par conséquent sur la surface d'intérêt, ce qui a permis de minimiser les fausses alarmes et d'éviter la détection des débris sur les toits des bâtiments.

D'autre part, les régions appartenant à la classe ombre et détectées durant la phase d'identification des changements sur la surface de la route n'apparaissent pas dans l'image résultante. Cela signifie qu'ils ont été identifiés correctement comme ombre par application de la classification crédibiliste et ont été éliminés de la liste des objets détectés comme étant un changement pertinent.

Les figures 3.22g et 3.22h montrent les images acquises à partir du site 2, qui représente une zone périurbaine de Port-au-Prince, acquises peu de temps avant et après le tremblement de terre. Les résultats de la segmentation multiéchelle basée sur la transformée en ondelettes sont présentés dans les figures 3.22i et 3.22j. La première conclusion que nous pouvons tirer à partir de la figure 3.22i est que la surface de la route dans l'image de l'avant catastrophe a été correctement identifiée comme étant un seul objet homogène. Ceci est justifié par la texture uniforme qui caractérise la surface de la route mise à part quelques voitures éliminées lors de la phase de l'analyse multiéchelle de l'image. Par contre, la surface de la route dans l'image de l'après-catastrophe a été segmentée et affectée à différentes classes. La même remarque s'applique aussi aux zones de végétation qui ont été attribuées à une seule classe dans le résultat de la première segmentation et ont été sursegmentées dans l'image de l'après-événement vu la différence d'exposition entre les deux images qui a ressorti de nouvelles textures dans la même classe. Le résultat de l'application de l'étape de détection de changement est présenté dans la figure 3.22k. Les zones libellées en rouge désignent les objets qui ont subi un changement dû à la catastrophe ou à d'autres facteurs comme l'apparition de l'ombre ou les changements dans les conditions d'acquisition. Ces changements sont généralement détectés sur la surface de la route et dans les zones de végétation. Finalement, la figure 3.22l montre le résultat de la détection des dommages sur la surface de la route. Les résultats obtenus attestent la robustesse de notre approche aux changements dans les conditions d'acquisition vu que seulement la partie endommagée de la surface de la route a été identifiée comme débris.

### Évaluation des résultats obtenus

L'évaluation des résultats de la détection des dommages est basée sur la même métrique utilisée dans l'évaluation des résultats de notre technique de détection de routes décrite dans la sous-section 3.5.2. Le tableau 3.4 décrit les résultats obtenus par application des mesures de qualité définies ci-dessus sur les deux images de test.

Tableau 3.4 Résultats obtenus par application de nos mesures de qualité

	Complétude	Exactitude	Redondance
Site 1	0,81	0,86	0,04
Site 2	0,853	0,91	0,01

Nous pouvons constater à partir des valeurs de la complétude obtenues à partir du site 1 et 2 que le taux des zones endommagées correctement extraites est plus élevé pour le site 2 par rapport au site 1. Ceci est expliqué par l'hétérogénéité de la surface de la route qui caractérise le site 1, une hétérogénéité qui se traduit par un changement du couvert bitumineux de la route et la présence de plusieurs artéfacts sur sa surface. Le site 2, par contre, présente une surface lisse et plus homogène facilitant la segmentation de l'image de l'avant catastrophe et réduisant le taux de fausses alarmes, comme nous pouvons le déduire à partir de la valeur de l'exactitude 0,91 comparée à 0,86 pour le site 1. En termes de redondance, les résultats obtenus pour le site 2 surpassent ceux associés au site 1 avec une valeur de 0,01 comparée à 0,04 pour le site 1. Nous pouvons en conclure que le taux de fausses alarmes est plus élevé pour le site 1 et que le taux des dégâts non détectés est aussi plus important pour le même site, ce qui justifie la valeur élevée de la redondance directement en relation avec ces deux taux décrits ci-dessus.



Figure 3.23 Comparaison de notre technique avec des approches existantes

### Comparaison avec des approches existantes

Dans la méthodologie proposée, la phase de détection de changement joue un rôle crucial dans la détection des dommages, puisque les débris recherchés sur la surface de la route sont par définition des régions de l'image qui ont subi un changement et qui sont affectées, en même temps, à la classe des dommages. Nous allons dans ce paragraphe comparer les résultats de l'application de l'étape dédiée pour la détection des changements de notre approche avec des approches existantes dans la littérature. Comme nous nous intéressons en particulier aux changements sur la surface de la route, nous avons utilisé l'étape de détection des routes comme prétraitement pour ces techniques afin de limiter le champ de recherche et se focaliser sur notre objet d'intérêt. Quatre algorithmes de détection de changement sont utilisés dans la comparaison des résultats obtenus :

- **La différence moyenne (DM)** : principalement basé sur une soustraction pixel par pixel des deux images Radke *et al.* (2005). Cette technique de détection de changement est considérée parmi les méthodes les plus simples permettant d'identifier un changement entre les deux images d'entrée. La différence entre deux images est formulée comme suit :

$$I_d(x, y) = I_1(x, y) - I_2(x, y) \quad (3.35)$$

avec  $I_1$  et  $I_2$  deux images acquises à deux dates différentes  $t_1$  et  $t_2$  et  $I_d$  est l'image résultante de la soustraction des deux images  $I_1$  et  $I_2$ . Comme toute méthode basée pixels, cette technique est très sensible au bruit et nécessite une étape de recalage pour l'appliquer. Afin de réduire cette sensibilité au bruit, nous calculons la différence entre les deux images à partir d'une fenêtre d'analyse de taille fixée, ce qui permet de réduire le bruit lors du calcul de la différence en introduisant l'information sur le voisinage du pixel courant. La différence moyenne est calculée comme suit :

$$I_{dm} = \mu_1 I_1 - \mu_2 I_2 \quad (3.36)$$

avec  $\mu_1$  et  $\mu_2$  qui représentent la valeur moyenne des intensités des pixels dans la fenêtre  $f$  de rayon  $r$  calculée, respectivement, à partir des deux images  $I_1$  et  $I_2$ . Afin d'identifier le changement, une opération de seuillage est par la suite appliquée.

- **Le ratio moyen (RM) :** basée aussi sur une comparaison pixellique des deux images, cette technique repose sur une division des valeurs d'intensités des deux images afin d'identifier les changements Radke *et al.* (2005). Le ratio de deux images est donné par la formule suivante :

$$I_r(x, y) = \frac{I_1(x, y)}{I_2(x, y)} \quad (3.37)$$

Une forme normalisée du ratio moyen définie sur l'intervalle  $[-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}]$  est donnée par la formule suivante :

$$I_{rm} = \arctan\left(\frac{\mu_1 I_1}{\mu_2 I_2}\right) - \frac{\pi}{4} \quad (3.38)$$

- **La divergence de Kullback-Leibler :** aussi connue sous le nom de l'entropie relative, la divergence de Kullback & Leibler (1951) est une mesure de dissimilarité entre deux distributions de probabilités. Définie dans une fenêtre d'analyse à partir de l'image, elle permet de calculer la distance entre histogrammes normalisés des niveaux de gris représentés par deux fonctions de densité de probabilité  $f_1$  et  $f_2$  locales associées à deux variables aléatoires  $X_1$  et  $X_2$  et définie comme suit :

$$K(X_1, X_2) = K(X_1|X_2) + K(X_2|X_1) \quad (3.39)$$

avec

$$K(X_i, X_j) = \int_{\mathbb{R}} \log \frac{f_{X_i}(x)}{f_{X_j}(x)} dx, \quad i, j = 1, 2 \quad (3.40)$$

- **L'information mutuelle de l'histogramme conjoint (IMHC) :** introduite pour calculer la similarité entre deux images par Viola & Wells III (1997) et Maes *et al.* (1997), l'information mutuelle entre deux variables mesure la quantité d'information qu'une variable

contient d'une autre. L'information mutuelle entre deux variables  $A$  et  $B$  est définie par la formule suivante :

$$I(A,B) = H(A) + H(B) - H(A,B) \quad (3.41)$$

avec  $H(A)$  et  $H(B)$  désignent l'entropie associée aux deux variables  $A$  et  $B$ , et  $H(A,B)$  représente leur entropie conjointe. Si les deux variables  $A$  et  $B$  représentent deux images, elles sont considérées comme deux images recalées vis-à-vis de la théorie de l'information mutuelle si  $I(A,B)$  est maximale. Dans ce cas, l'entropie et l'entropie conjointe sont données par les formules suivantes :

$$H(A) = \sum_a -P_A(a) \log P_A(a) \quad H(B) = \sum_b -P_B(b) \log P_B(b)$$

$$H(A,B) = \sum_{a,b} -P_{A,B}(a,b) \log P_{A,B}(a,b)$$

avec  $P_A(a)$  et  $P_B(b)$  sont les fonctions de masse de la probabilité marginale et  $P_{A,B}(a,b)$  la fonction de masse de la probabilité jointe. L'information mutuelle mesure le degré de dépendance entre  $A$  et  $B$  par mesure de la distance entre la distribution jointe et la distribution associée pour le cas de l'indépendance complète. La probabilité des fonctions de masse est donnée par :

$$P_A(a) = \sum_b P_{A,B}(a,b) \quad P_B(b) = \sum_a P_{A,B}(a,b)$$

$$P_{A,B}(a,b) = \frac{h(a,b)}{\sum_{a,b} h(a,b)}$$

avec  $h$  est l'histogramme conjoint de la paire d'images représenté par la matrice suivante :

$$h = \begin{bmatrix} h(0,0) & h(0,1) & \dots & h(0,N-1) \\ h(1,0) & h(1,1) & \dots & h(1,N-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ h(M-1,0) & h(M-1,1) & \dots & h(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

La figure 3.23 montre les résultats de l'application des méthodes décrites ci-dessus. Globalement, les résultats obtenus à partir du site 1 sont meilleurs que ceux obtenus par application de ces techniques sur le site 2, ceci est dû au changement dans les conditions d'acquisition entre les images 3.23h et 3.23i. Nous pouvons constater son effet clairement sur l'image de l'avant catastrophe du site 2. Les quatre techniques étaient en mesure d'extraire les débris sur la surface de la route et de les identifier comme étant des zones de changement à partir des deux images de l'avant et de l'après-catastrophe. La seule différence réside dans le taux de fausses alarmes qui diffère d'une technique à une autre. Par exemple, le ratio entre les deux images montre une grande sensibilité envers le bruit et le changement de contraste. Contrairement aux résultats obtenus par application de l'information mutuelle de l'histogramme conjoint qui produit un faible taux de fausses alarmes comparé aux autres techniques.

Tableau 3.5 Comparaison de notre méthode avec les approches existantes

Méthode	Zone d'étude 1			Zone d'étude 2		
	Compl.	Exact.	Redon.	Compl.	Exact.	Redon.
Différence moyenne	0,72	0,85	0,3	0,73	0,8	0,25
Ratio moyen	0,83	0,71	0,35	0,721	0,65	0,3
Divergence de Kullback-Leibler	0,77	0,79	0,115	0,75	0,81	0,1
IM de l'histogramme conjoint	0,852	0,81	0,15	0,79	0,78	0,21
Approche proposée	0,8	0,86	0,1	0,831	0,88	0,11

Les résultats de la comparaison de notre technique dédiée pour la détection de changements avec les quatre méthodes proposées dans la littérature montrent que notre technique donne de très bonnes performances pour les deux sites d'étude. En termes de complétude, notre approche surpasse les autres techniques avec une valeur de 0,831 comparée à 0,73, 0,721, 0,75 et 0,75 pour le site 2. Pour le site 1, seule la détection de changement basée sur l'information mutuelle

de l'histogramme conjoint donne une valeur supérieure à notre approche proposée avec une valeur de 0,852 comparée à 0,8. Nous pouvons justifier cette baisse de la performance par la complexité du site 1 et les erreurs originaires de la phase de segmentation multiéchelle. En termes d'exactitude, notre approche produit le plus faible taux de fausses alarmes avec 0,88 pour le site 2, comparée à 0,8, 0,65, 0,81 et 0,78 pour les quatre autres approches existantes. Un résultat un peu surprenant est obtenu par comparaison de notre approche à la différence moyenne entre les deux images du site 1 en termes d'exactitude ; nous avons constaté que la différence moyenne a permis d'obtenir des performances légèrement inférieures à celles obtenues par application de notre technique. Une explication de ce résultat se traduit par le bon choix du seuil fixé pour détecter le changement, nous pensons que les changements identifiés sur la surface de la route se distinguent par une intensité radiométrique assez élevée comparés à d'autres changements non pertinents. Finalement en termes de redondance, notre technique offre la valeur la plus proche de 0 (la valeur optimale) pour les deux sites, ce qui prouve que notre approche produit moins de fausses alarmes que les quatre approches existantes.

#### **3.5.4 Discussion**

Le premier point dans cette discussion concerne le choix des paramètres de l'algorithme. La sélection des paramètres tels que la taille de l'élément structurant, le seuil fixé pour l'énergie des beamlets, le seuil sur la taille des beamlets conservés après l'étape d'élagage et l'angle maximal toléré entre deux beamlets pour reconstruire le réseau routier et pour vérifier le parallélisme ont une influence sur les résultats de l'algorithme proposé. L'algorithme a été conçu pour être appliqué sur des images à très haute résolution avec différentes résolutions spatiales, d'où l'intérêt de la proposition d'une technique pour automatiser la sélection de ces paramètres. Pour le choix du seuil associé à l'énergie des beamlets, nous avons déterminé que les deux seuils 0,6 et 0,7 donnent de très bons résultats pour plusieurs résolutions d'images. Le choix de la taille de l'élément structurant utilisé dans l'opération de la dilatation dépend de la taille des structures que nous voulons éliminer, tels que les voitures ou les zones d'ombre. Pour le reste des paramètres, nous proposons l'ajout d'une interface utilisateur, permettant au photo-interprète

de sélectionner une zone rectangulaire de la route comme échantillon. La connaissance des dimensions de la route dans l'image satellite permet d'estimer la taille des beamlets à retenir dans l'étape d'élagage, ainsi que la taille de la fenêtre d'analyse utilisée pour la reconstruction du réseau routier. L'utilisation de la fonction d'efficacité du récepteur (les courbes ROC) Fawcett (2006) dans ce contexte est très intéressante. L'idée consiste à appliquer l'algorithme sur différentes images caractérisées par une résolution spatiale variable, et tracer leurs courbes ROC correspondantes. La stratégie de décision qui maximise la surface sous la courbe est retenue. En nous basant sur cette représentation, nous pouvons choisir la combinaison optimale des paramètres à partir de l'espace ROC.

La méthode d'extraction de routes élaborée dans le cadre de ce travail est robuste face aux changements dans les conditions d'acquisition comme elle est fondée sur l'analyse de la texture des objets d'intérêt et non pas sur leur information radiométrique. En outre, l'analyse multiéchelle de l'image basée sur la transformée en beamlets permet d'identifier les routes quelles que soient leur dimension ou la courbure qui caractérise leur forme. L'utilisation de l'opérateur morphologique de dilatation permet de remplir les trous dans la surface de la route, provoqués par la présence des voitures. Toutefois, lorsque nous avons appliqué l'algorithme sur certaines zones de la ville de Port-au-Prince, nous avons fait face au problème d'extraction des routes en présence d'occlusions. Vu les routes étroites de la ville et en présence d'ombre des bâtiments, une portion de la route était occluse. L'augmentation de la fenêtre de recherche utilisée dans la reconstruction des segments manquants de la route implique dans certains cas l'ajout d'arêtes appartenant à d'autres objets dans le voisinage de la route, d'où l'intérêt de bien choisir la taille de cette fenêtre afin d'éviter l'ajout de fausses alarmes. Un autre problème envisagé est la présence d'un grand nombre de voitures dans la même région de la route. Nous avons constaté que l'application de la technique de dilatation pour enlever ces voitures représente une solution efficace dans certains cas, mais pas dans d'autres cas, en particulier lorsque les voitures sont proches les unes des autres.

### 3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle technique pour l'extraction des dommages des routes lors d'une catastrophe majeure est proposée. L'approche décrite se décompose principalement en deux phases : 1- une première étape d'extraction du réseau routier est d'abord appliquée sur les deux images d'entrée dans le but d'extraire la surface de la route et de réduire l'espace de recherche, 2- une deuxième étape de détection des dommages qui consiste à détecter les changements pertinents causés par la catastrophe en se basant sur la classification des descripteurs de textures extraits à partir de différentes échelles de résolution est ensuite réalisée. Une étude quantitative et qualitative des résultats obtenus par application de notre méthode sur des images acquises lors du tremblement de terre d'Haïti montre la précision et l'efficacité de notre méthode. L'expérimentation a été menée sur des images acquises après d'un tremblement de terre, mais la généralisation de la méthode proposée pour couvrir d'autres types de catastrophes comme les inondations ou les glissements de terrain est possible, il suffit d'extraire une zone inondée, par exemple, et l'utiliser comme échantillon de la classe des dommages dans la phase de classification. Dans cette thèse, nous nous contentons sur l'identification des dommages des routes, sans nous attaquer au problème d'évaluation des dégâts causés par la catastrophe, comme cela représente un problème compliqué. Mais nous envisageons la possibilité de s'attarder dans nos travaux futurs à ce problème vu son importance dans l'automatisation du processus de gestion des catastrophes majeures.

## CHAPITRE 4

### IDENTIFICATION DES RIVIÈRES À PARTIR DES IMAGES RADAR POUR L'AIDE À LA GESTION DES INONDATIONS

#### 4.1 Introduction

L'extraction de masses d'eau en utilisant les images satellites est d'une grande importance en raison de son utilité dans plusieurs applications telles que la planification de l'utilisation des sols et des eaux de même que la gestion et le suivi des inondations. Parmi la large gamme de capteurs en orbite autour de la Terre, le radar à synthèse d'ouverture (RSO) est un outil très efficace dans ce contexte d'application en raison de sa robustesse face aux conditions météorologiques défavorables et ses capacités de pénétration des nuages. Ce chapitre présente une nouvelle méthode pour l'extraction des zones inondées à partir des images à très haute résolution RSO principalement basée sur la combinaison d'une mesure de texture locale et la connaissance globale associée à la forme de l'objet d'intérêt. Une mesure de la texture locale est d'abord calculée à chaque pixel de l'image pour extraire les surfaces homogènes contenues dans l'image, puis un opérateur de morphologie mathématique est appliqué pour éliminer le bruit généré par le chatoiement caractérisant les images RSO. Par la suite, la surface occupée par l'objet d'intérêt est comparée à la surface associée au plus petit rectangle qui entoure cet objet, afin de séparer les rivières des lacs dans l'image. Et finalement, une fusion au niveau des descripteurs est utilisée dans le but d'identifier les zones inondées par la détection des changements entre les images de l'avant- et l'après-désastre basée sur la logique floue. L'approche proposée a été testée sur des images RSO acquises par le satellite RADARSAT-2 à partir de nombreuses régions du Canada. Nos résultats expérimentaux démontrent que l'approche proposée est robuste et efficace.

## 4.2 Les images RSO : concepts de base et caractéristiques

### 4.2.1 Fondement physique des images RSO

#### La polarisation d'une onde

Principalement basée sur la technologie radar, la polarimétrie radar est fondée sur les mêmes propriétés caractérisant un champ électrique dans le plan de propagation d'une onde électromagnétique. Elle décrit, en fonction du temps, le lieu de l'extrémité du vecteur champ électrique  $\vec{E}(t)$  dans un plan orthogonal au vecteur de propagation  $\vec{n}$ . Ce lieu peut représenter une ellipse (polarisation elliptique), ou dans certains cas un segment de droite (polarisation linéaire) ou un cercle (polarisation circulaire).

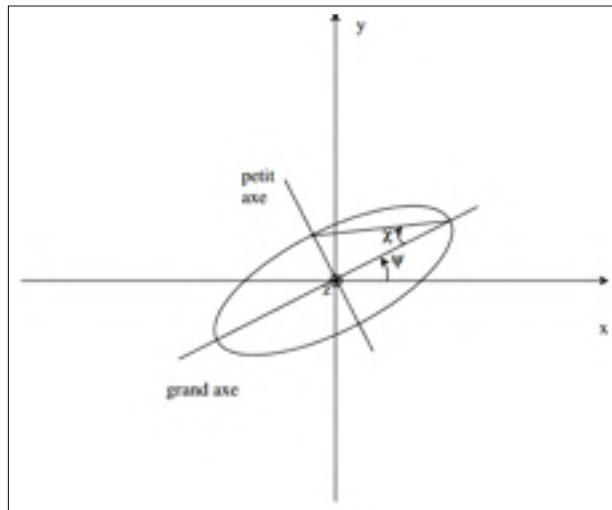


Figure 4.1 Cas d'une polarisation elliptique, tirée de la thèse de Comblet (2005)

La figure 4.1 décrit le cas d'une polarisation elliptique, avec  $\Psi \in [0^\circ, 180^\circ]$  représente l'angle entre l'axe horizontal et le grand axe de l'ellipse décrit par l'onde polarisée, et  $\chi \in [-45^\circ, 45^\circ]$  décrit l'angle d'ellipticité, dont la tangente est le rapport entre le petit axe de l'ellipse et son grand axe. Par conséquent, la polarisation d'une onde est parfaitement définie par la donnée du couple  $(\Psi, \chi)$ , En supposant que l'onde plane se propage selon l'axe  $(Oz)$ , les composantes du

champ électrique s'écrivent sous la forme suivante :

$$\vec{E}(z, t) = \begin{bmatrix} E_x(z, t) \\ E_y(z, t) \\ E_z(z, t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |E_x| \cos(\omega t - kz + \delta_x) \\ |E_y| \cos(\omega t - kz + \delta_y) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

avec  $\omega$  est la pulsation de l'onde,  $k$  est le nombre d'onde, et  $\delta_x$  et  $\delta_y$  sont les déphasages à l'origine.  $\delta_x$  et  $\delta_y$  sont reliés à  $(\Psi, \chi)$  par l'intermédiaire des paramètres  $\Delta\delta = \delta_y - \delta_x$  et des relations :

$$\begin{aligned} \tan(2\Psi) &= \frac{2|E_x||E_y|}{|E_x|^2 - |E_y|^2} \cos(\Delta\delta) \\ \sin(2\chi) &= \frac{2|E_x||E_y|}{|E_x|^2 + |E_y|^2} \sin(\Delta\delta) \end{aligned} \quad (4.2)$$

Dans le domaine de l'observation radar, les polarisations linéaires sont utilisées. Deux cas particuliers sont à distinguer :

- La polarisation H, pour laquelle le champ  $\vec{E}$  est parallèle à la surface éclairée ( $\Psi = 0^\circ, \chi = 0^\circ$ ).
- La polarisation V, pour laquelle le champ  $\vec{E}$  est dans un plan orthogonal à la surface éclairée ( $\Psi = 90^\circ, \chi = 0^\circ$ ).

Un radar à synthèse d'ouverture est généralement conçu pour émettre et recevoir des signaux polarisés horizontalement ou verticalement. Le Satellite Japonais d'observation de la Terre JERS 1, par exemple, utilise des signaux polarisés horizontalement. Cependant, PALSAR et RADARSAT-2 peuvent transmettre et recevoir les deux signaux polarisés horizontalement ou verticalement. D'une manière générale, quatre combinaisons de polarisation de transmission et de réception sont à distinguer :

- HH - transmission et réception horizontales.
- VV - transmission et réception verticales.
- HV - transmission horizontale et réception verticale.
- VH - transmission verticale et réception horizontale.

## Rétrodiffusion et rugosité

Afin de pouvoir décrire les différentes formes d'interaction entre le signal radar et les surfaces des objets, nous définissons tout d'abord **le coefficient de rétrodiffusion** par la puissance avec laquelle les différents éléments de la scène réfléchissent l'onde incidente ; il correspond aussi au pourcentage d'énergie incidente renvoyée vers le capteur.

**La rugosité d'une surface** est définie à son tour en fonction de la fréquence micro-onde, l'onde d'incidence et les caractéristiques physiques de la surface. Elle traduit la capacité d'une surface à renvoyer de l'énergie vers le capteur. D'après le critère de Rayleigh Ulaby *et al.* (1982), une surface est considérée lisse si :

$$\Delta h < \frac{\lambda}{8 \cos \theta} \quad (4.3)$$

avec  $h$  est l'hauteur du capteur,  $\lambda$  est la longueur d'onde, et  $\theta$  est l'angle d'incidence. La modification de ce critère définit les niveaux de rugosité d'une surface qui varient de lisse à rugueux. Une surface est dite rugueuse si :

$$\Delta h > \frac{\lambda}{4,4 \sin \theta} \quad (4.4)$$

La figure 4.2 illustre les quatre mécanismes de rétrodiffusion de cibles au sol définis par :

- **La réflexion spéculaire** est observée lorsque le rayon incident crée un rayon réfléchi unique. Dans ce cas, l'énergie du rayon incident se retrouve totalement dans le rayon réfléchi, mais dans certains cas une partie de l'énergie peut être absorbée par la surface de l'objet. Les surfaces présentant ces caractéristiques dans les images radar sont très sombres par rapport aux autres surfaces.
- **Les multiples rebonds** sont obtenus lorsque le rayon incident est réfléchi par deux ou plusieurs surfaces avant de parvenir au capteur. Les surfaces présentant ces caractéristiques dans les images radar sont très brillantes par rapport aux autres surfaces.

- **La rétrodiffusion par des surfaces rugueuses** est observée lorsque le rayon incident est réfléchi dans plusieurs directions à cause de la forme aléatoire de l'objet. Dans ce cas, une partie seulement de l'onde est renvoyée vers le capteur.
- **La rétrodiffusion de volume** est constituée de réflexions provenant des différentes composantes à l'intérieur du volume. Par exemple, dans une forêt, la diffusion peut provenir des feuilles au sommet des arbres, ainsi que des troncs et du sol.

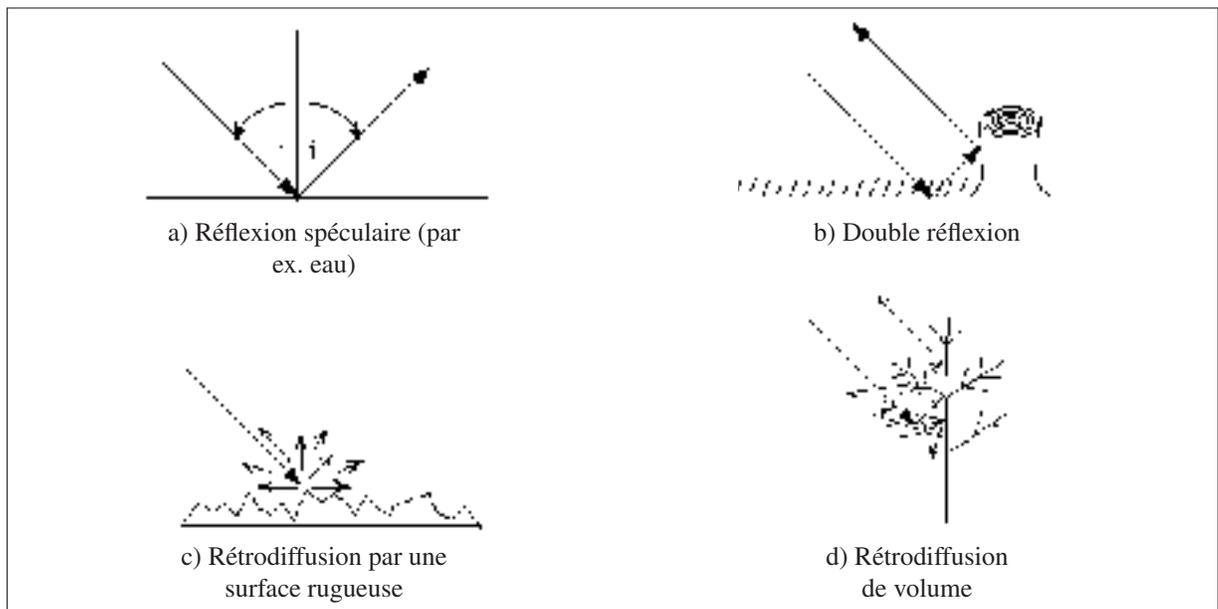


Figure 4.2 Les quatre mécanismes de rétrodiffusion

## 4.2.2 Caractéristiques des images RSO

### Caractéristiques radiométriques

Une bonne compréhension des caractéristiques radiométriques des capteurs radar à synthèse d'ouverture passe forcément par une bonne interprétation des différents termes de l'équation de propagation du radar dite *équation du radar*. Cette équation décrit la densité de puissance rayonnée par l'antenne à une distance  $R$  du radar pour une puissance crête  $P_e$  émise et est donnée par la formule suivante :

$$P_r = P_e \frac{G^2 \lambda^2}{(4\pi)^3 R^4} \sigma \quad (4.5)$$

avec  $P_r$  et  $P_e$  sont, respectivement, la puissance du signal reçu et celle du signal émis, exprimée en Watt ( $W$ ) ;  $G$  est le gain de l'antenne, exprimé en décibel ( $dB$ ). Ce gain est dû à la concentration de la puissance émise dans une seule direction ;  $\lambda$  est la longueur d'onde, exprimée en mètre ( $m$ ) et  $R$  est la portée du radar, exprimée en mètre ( $m$ ). Dans cette équation, le coefficient  $\sigma$  indique la capacité de la cible de diffuser le rayonnement incident vers le radar, exprimé en mètre carré ( $m^2$ ).

Idéalement, l'équation du radar permet de déterminer le coefficient de rétrodiffusion  $\sigma$  qui caractérise la nature de la surface. Mais, en réalité, l'équation 4.5 ne permet pas de retrouver cette valeur directement à cause du bruit qui caractérise les images radar. Ce bruit, aussi appelé chatoiement (*speckle*), est le résultat des interférences entre les ondes réfléchies par tous les diffuseurs élémentaires à l'intérieur d'une cellule de résolution. Son effet principal est d'induire une très forte dispersion des valeurs de la radiométrie d'une zone homogène de la scène rendant son interprétation (visuelle ou numérique) plus difficile.

### Caractéristiques géométriques

Contrairement aux capteurs optiques, les capteurs radar sont plus influencés par les distorsions géométriques que par celles d'origine radiométrique. Ces distorsions géométriques sont principalement originaires de la vision latérale du capteur radar (figure 4.3) et le temps d'aller-retour que nécessite le signal pour pouvoir cartographier une région sur la surface de la Terre. Ces deux facteurs affectent la position des pixels lors de la phase de formation de l'image radar et génèrent des erreurs géométriques. Une étape de prétraitement est souvent nécessaire afin de corriger ces distorsions en effectuant une reprojexion de l'image résultante, tout en considérant l'angle d'acquisition de ces images et les effets de la rotation de la Terre. Les distorsions qui touchent généralement les capteurs radar sont sous trois formes : le raccourcissement, le repliement et la dilation, définies comme suit :

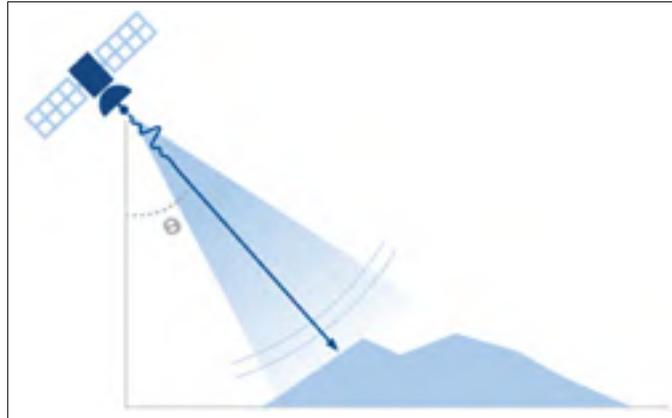


Figure 4.3 Mode d'acquisition latérale du capteur RSO

- **Le raccourcissement** : caractérisé par une compression des éléments topographiques du terrain. Nous pouvons observer clairement les effets du raccourcissement sur les versants faisant face au radar et dont la pente locale est relativement faible et inférieure à l'angle d'incidence.
- **Le repliement** : est le cas extrême du raccourcissement. Nous pouvons observer clairement les effets du repliement sur les versants faisant face au radar, mais dont la pente est supérieure à l'angle d'incidence.
- **La dilatation** : caractérisée par une distance horizontale entre le sommet et le pied d'un versant qui apparaîtra plus longue sur une image radar en portée oblique.

#### 4.2.3 Différents types de données RSO

Plusieurs paramètres peuvent intervenir dans la création des images radar comme la bande de fréquence utilisée, la polarisation du rayonnement et l'angle d'incidence définie par l'angle que fait la direction de propagation de l'onde incidente avec la normale. Le choix de ces paramètres est fortement dépendant du domaine d'application et de la nature des surfaces à étudier. Généralement, en se basant sur ces paramètres, les données RSO peuvent être classées en cinq types de données qui peuvent être générés en utilisant des capteurs RSO :

- **Les données polarimétriques** permettent d'identifier les objets ou les surfaces à partir de leurs propriétés diffusantes. En effet toute cible dans l'image radar disperse l'énergie reçue d'une manière qui lui est propre et la polarimétrie offre des outils efficaces permettant de caractériser les mécanismes de diffusion mis en jeu et d'en déduire la nature de chaque cible. L'utilisation de ces données se traduit par l'exploitation conjointe des 4 images complexes de la même scène : HH : émission et réception en polarisation horizontale, VV : émission et réception en polarisation verticale , VH : émission verticale et réception horizontale et HV émission horizontale et réception verticale, dans l'analyse de la scène couverte par la fauchée du capteur radar. Ces données permettent de résoudre certains problèmes de levé cartographique comme l'extraction de l'eau, le sol humide et la glace. Aussi plusieurs travaux dans la littérature se servent de ces données pour réaliser une classification RSO polarimétrique Chen *et al.* (2003).
- **Les données multi-bandes** permettent d'identifier les objets ou les surfaces à partir de leurs propriétés d'interaction avec l'énergie radar. L'utilisation de ces données se traduit par l'exploitation conjointe des images radar de la même scène acquises dans des bandes de fréquences différentes : P (133 - 76,9cm), L (76,9 - 19,3cm), S (19,3 - 7,1cm), C (7,1 - 5,2cm), X (5,2 - 2,7cm),  $K_u$  (2,7 - 1,36cm) et  $K_a$  (1,36 - 0,83cm) pour analyser la scène d'étude. Ces ondes électromagnétiques ont des caractéristiques différentes, par exemple, la bande C est moins sensible à la pluie que la bande  $K_u$ , ce qui justifie son utilisation dans la cartographie de zones inondées. D'une façon générale, les travaux qui traitent ces données cherchent à définir la nature d'un objet donné en se basant sur sa réponse à diverses bandes hyperfréquences Liu *et al.* (2015).
- **Les données multi-incidences** permettent de générer un modèle 3D d'une scène donnée en se basant sur deux ou plusieurs images acquises à différents angles d'incidence. L'interférométrie radar est l'une des techniques les plus connues qui se base sur l'acquisition de deux images dans des conditions angulaires différentes, mais très proches. Le déphasage entre les deux images est traité afin d'obtenir des renseignements sur la hauteur et (ou) le déplacement de la surface de la Terre Yu *et al.* (2007).

- **Les données multi-temporelles** permettent de suivre l'évolution d'un même objet à partir de plusieurs images radar en faisant varier l'aspect temps. Ces données trouvent leur intérêt dans plusieurs champs d'applications parmi lesquelles nous citons : la détection de changement et la génération des cartes d'occupation du sol, détection et suivi des objets dans l'image radar comme les bateaux ou les navires, gestion des catastrophes et évaluation des dommages Jiang *et al.* (2007).
- **Les données issues d'images multi-vues** consistent à diviser le faisceau radar en plusieurs sous-faisceaux plus étroits. Chaque sous-faisceau offre une vue de la scène éclairée, et l'image de sortie finale est obtenue en faisant la moyenne des différentes vues. Cette technique est couramment utilisée dans la formation des images RSO pour réduire le chatoiement Lopez-Martinez & Pottier (2007).

### 4.3 Analyse de la texture dans les images RSO

Malgré le besoin réel de trouver une définition universelle de la notion de texture, il n'existe pas une définition claire et précise de l'information texturale dans une image. Dire que la texture est l'analyse statistique de la relation spatiale entre pixels dans l'image est correct, mais peu précis. La notion de texture dans les images RSO est beaucoup plus ambiguë que celle définie pour les images optiques. Cela est dû au nombre réduit de bandes dans les images radar et la présence du chatoiement qui perturbe la régularité dans la texture et rend par conséquent l'interprétation de la texture dans ces images une tâche compliquée.

#### 4.3.1 Les statistiques du premier ordre

Nombreuses sont les mesures statistiques qui peuvent être directement extraites à partir d'une image afin de caractériser la texture Cocquerez & Philipp-Foliguet (1995). La moyenne, la variance, la dissymétrie et l'aplatissement sont les mesures du premier ordre les plus utilisées dans la littérature. Malgré la simplicité du calcul de ces mesures à partir de l'image, leurs résultats restent très limités vu qu'elles ne tiennent compte que de l'information radiométrique et néglige les relations spatiales entre pixels.

### 4.3.2 Les statistiques du second ordre et matrice de cooccurrence

Considérée parmi les descripteurs de texture les plus utilisés pour caractériser l'information texturale, la matrice de cooccurrence mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Généralement utilisée pour extraire des paramètres qui caractérisent la texture comme l'énergie, la variance, la corrélation ou encore l'entropie Haralick *et al.* (1973) et Haralick (1979), elle permet d'estimer des statistiques de second ordre à partir d'une fenêtre d'analyse. L'analyse de la texture en utilisant la matrice de cooccurrence se base sur le calcul de la probabilité  $P(i, j, \delta, \theta)$  qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de gris  $i$  apparaît à une distance  $\delta$  d'un pixel de niveau de gris  $j$  et selon l'orientation  $\theta$ . Suivant Barber & LeDrew (1991), cette mesure de probabilité peut être définie comme suit :

$$Pr(x) = \{C_{i,j} | \delta, \theta\} \quad (4.6)$$

avec  $C_{i,j}$  la matrice de cooccurrence pour une image de niveaux de gris tel que :

$$C_{i,j} = \frac{P_{i,j}}{\sum_{i,j=0}^G P_{i,j}} \quad (4.7)$$

avec  $P_{i,j}$  le nombre d'occurrences des niveaux de gris  $g_i$  et  $g_j$  et  $G$  est le maximum de niveaux de gris. Comme le montre la figure 4.4, les directions généralement utilisées dans le calcul

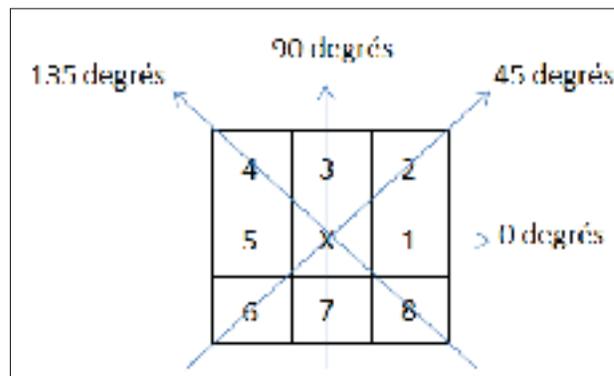


Figure 4.4 Les différentes directions possibles pour l'analyse de texture

de la matrice de cooccurrence sont 0, 45, 90 et 135 degrés ; par exemple, les pixels les plus proches de 'x' selon la direction  $\theta = 45$  degrés sont les pixels 2 et 6. Un exemple de calcul de la matrice de cooccurrence sur une image  $4 \times 4$  composée de 4 niveaux de gris ( $l = 0, 1, 2, 3$ ) donnée par :

0	0	0	1
0	0	1	1
0	2	2	3
2	2	3	3

Les matrices de cooccurrence associées sont donc de dimension 4 et valent :

$$\begin{aligned}
 P(i, j, 0^\circ, 1) &= \begin{bmatrix} 3 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} & P(i, j, 45^\circ, 1) &= \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 P(i, j, 90^\circ, 1) &= \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} & P(i, j, 135^\circ, 1) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

### 4.3.3 Le spectre de puissance

Il existe plusieurs façons permettant de représenter l'information contenue dans une image afin de mettre l'accent sur certains aspects en particulier. En général, l'information contenue dans une image peut être représentée dans le domaine spatial, le domaine fréquentiel ou par combinaison des deux domaines. Le bruit contenu dans une image est principalement causé par les conditions d'acquisitions ou provient du processus de formation des images et a tendance à modifier la variation spatiale locale de l'intensité. Une des méthodes les plus utilisées pour

filtrer ce bruit consiste à représenter l'image dans le domaine fréquentiel, ce qui permet de qualifier les changements d'intensité et de séparer les hautes fréquences contenues dans l'image (contours, bruit) des basses fréquences. De ce fait, les mesures calculées dans le domaine fréquentiel sont moins sensibles au bruit présent dans l'image. Dans ce contexte, la transformée de Fourier (1822) est considérée comme l'un des outils les plus puissants en analyse d'image permettant de passer d'une représentation de l'image dans le domaine spatial à sa représentation dans le domaine fréquentiel. Pour une image de taille  $N$  par  $N$ , sa transformée de Fourier discrète s'écrit :

$$F(u, v) = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp(-j2\pi(ux + vy)/N) \quad (4.8)$$

et sa transformée de Fourier inverse est définie par :

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp(j2\pi(ux + vy)/N) \quad (4.9)$$

À partir de ces deux équations, nous définissons le spectre de puissance d'une image comme étant la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation. En d'autres termes, le spectre de puissance est tout simplement  $|F(u, v)|^2 = F(u, v)F^*(u, v)$ , avec  $*$  le conjugué complexe de  $F$ . Les importants pics dans le spectre de puissance indiquent la direction dominante de la texture, tandis que l'emplacement de ces pics donne leurs périodes spatiales. L'énergie totale de l'image excluant le centre de la transformée est donnée par la formule suivante :

$$\phi = \sum_{u=-N/2}^{N/2} \sum_{v=-N/2}^{N/2} |F(u, v)|^2 \quad (u, v \neq 0) \quad (4.10)$$

D'autres mesures de texture peuvent être extraites en sommant l'énergie normalisée en fonction d'une plage définie de sa fonction radiale ( $r$ ) sur la plage entière de sa composante orientée ( $\alpha$ ) :

$$\phi_r = \frac{1}{\phi} \int_{\alpha=0}^{\pi} \int_{r=r_1}^{r_2} |F(r, \alpha)|^2 dr d\alpha \quad (4.11)$$

#### 4.3.4 Analyse multiéchelle de la texture

Inspirée du système de vision humaine, cette famille d'approche se base dans l'analyse de la texture sur l'hypothèse que chaque objet dans une image appartient à une échelle de résolution propre. Extraire l'information texturale à partir d'un objet revient à déterminer l'échelle la plus adéquate pour analyser la texture qui le caractérise. L'analyse multiéchelle d'une image est généralement réalisée en appliquant une série de filtres sur l'image d'entrée afin de la décomposer en une famille d'images dérivées de l'image d'origine en éliminant à chaque stade l'information non utile et en gardant en même temps une information minimale qui représente la texture de l'objet.

#### Filtre de Gabor

L'analyse de la texture par application de la transformée de Fourier est généralement utilisée pour caractériser la texture globale de l'image, mais en raison de sa nature non bornée, elle n'est pas capable de détecter les singularités et les variations locales de la texture. En d'autres termes, cette transformation permet une analyse de l'image dans le domaine spatial ou fréquentiel, mais pas dans les deux à la fois, ce qui représente une limitation. Pour remédier à ce problème, la transformée de Fourier à "fenêtre" ou la transformée de Gabor (1946) est souvent employée pour analyser la texture. L'idée consiste à décomposer l'image en multiples bandes de fréquences, intervalle par intervalle, pour limiter la plage spatiale analysée. Pour un signal bidimensionnel modulé par une fonction sinusoïdale plane, le filtre de Gabor est défini par l'expression suivante :

$$g(x,y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \times \exp(j2\pi(f_{x_0}x + f_{y_0}y)) \quad (4.12)$$

avec  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  représentent les composantes de l'écart type de la gaussienne suivant les axes  $x$  et  $y$  et  $f_{x_0}$  est la fréquence centrale du filtre.

## Les ondelettes

Comme discuté dans le chapitre précédent, les ondelettes sont des outils très puissants pour l'analyse multiéchelle de la texture. Au même titre que les images optiques, les ondelettes ont été utilisées avec succès pour l'analyse de la texture dans les images radar Gupta & Gupta (2007) et Linders (2000). En se basant sur la capacité de la transformée en ondelettes à séparer les hautes fréquences du signal des basses fréquences, la transformée en ondelettes permet de réduire considérablement les effets du chatoiement dans différentes échelles de résolution Foucher (2001). Une étude expérimentale des performances des descripteurs de texture extraits à partir des coefficients d'ondelettes, décrite dans Linders (2000), montre une bonne performance de cette famille d'approche mutliéchelle appliquée aux images RSO. La figure suivante, extraite à partir du travail de Gupta & Gupta (2007), montre l'intérêt de l'utilisation de la transformée en ondelettes dans l'extraction des caractéristiques texturals de l'image RSO :

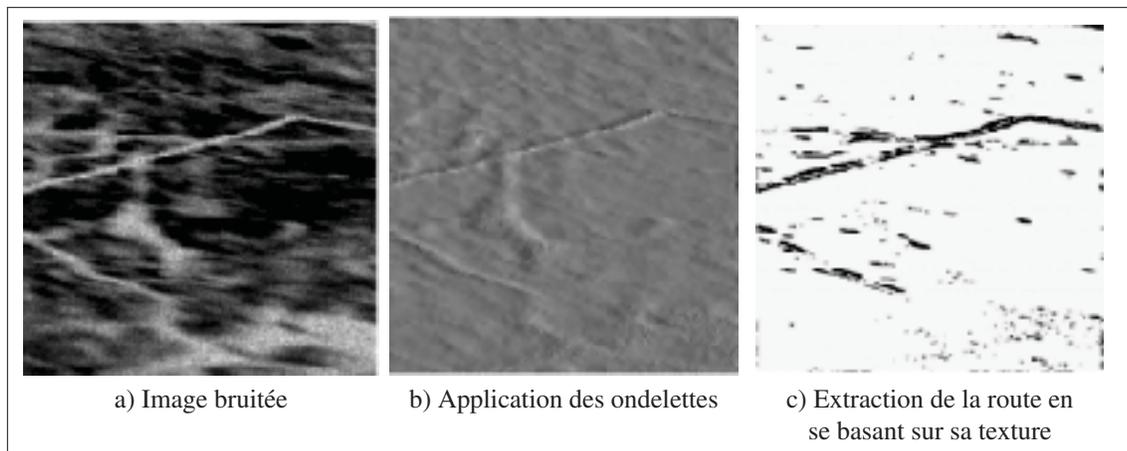


Figure 4.5 Résultat de l'application de la transformée en ondelettes sur une image radar, tiré de Gupta & Gupta (2007)

## 4.4 Extraction des rivières à partir des images radar

### 4.4.1 La méthode proposée

#### Vue d'ensemble

Afin de justifier le choix de la méthodologie adoptée, nous voudrions tout d'abord rappeler que l'objectif de ce travail est de proposer une nouvelle approche pour l'extraction des rivières à partir d'images RSO en examinant d'abord les limites des approches proposées dans la littérature. Le problème principal des techniques existantes est lié à la présence du chatoiement qui caractérise les images radar, et qui représente un véritable défi empêchant l'analyse de l'image et l'extraction de l'ensemble de descripteurs qui représentent les propriétés discriminantes de l'objet cible. Pour surmonter ce problème, une étape de prétraitement est souvent nécessaire visant à réduire les effets de ce bruit par application de filtres passe-bas tels que le filtre de Frost *et al.* (1982) ou celui proposé par Lee (1980). Le chatoiement apparaissant dans les images RSO est dû à l'interférence des ondes réfléchies par les nombreux diffuseurs élémentaires au sein d'une cellule de résolution. Lorsque le chatoiement est dit être pleinement développé (à savoir la réponse de nombreux diffuseurs aléatoires qui se chevauchent), le modèle multiplicatif suivant devient valide  $\sigma = \frac{\mu}{\sqrt{L}}$  pour une image à  $L$  vues, où l'écart type de l'intensité  $\sigma$  est fonction de la moyenne  $\mu$ . Dans le cas des surfaces d'eau, la réflexion spéculaire devrait être dominante à moins que la surface devienne rugueuse en raison de vents locaux, ce qui explique leur réponse radiométrique sombre et leur texture généralement homogène. Dans notre cas, le processus d'extraction des rivières proposé est basé principalement sur l'homogénéité de la surface de l'eau qui le distingue des autres objets dans l'image radar. L'homogénéité peut être considérée comme le meilleur descripteur pour caractériser des surfaces d'eau, même si d'autres objets tels que les routes ou les bâtiments peuvent avoir une forme similaire localement, leurs surfaces homogènes ne sont pas assez importantes pour être identifiées comme étant des objets homogènes à des échelles grossières. Ils sont également caractérisés par une forte

réponse de chatoiement en raison des effets de diffusion de multiples surfaces, une réponse non visible dans le cas des rivières.

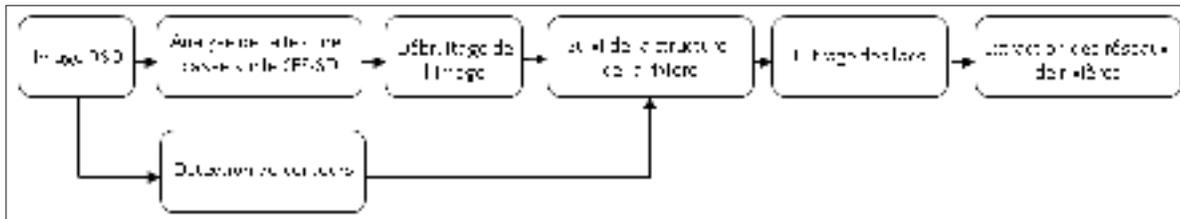


Figure 4.6 Schéma général de l'approche proposée

Par conséquent, la première étape de l'algorithme que nous proposons pour résoudre le problème d'extraction des rivières, telle que représentée dans la figure 4.6, consiste à appliquer la mesure de texture *Structural Feature Set (SFS)* pour extraire les zones homogènes à partir de l'image d'entrée. Nous exploitons particulièrement sa variante (*Standard Deviation SD*) basée sur le calcul de l'écart-type et dédiée pour l'identification des formes étroites et allongées. Cette mesure de texture réalise une classification pixellique, donc elle produit une valeur d'homogénéité associée à chaque pixel de l'image. Cependant, son calcul à partir d'une fenêtre d'analyse ajoute plus de robustesse à cette mesure et diminue l'influence du chatoiement sur le calcul de l'homogénéité. La deuxième étape de l'algorithme est conçue pour éliminer les fausses alarmes en appliquant un opérateur d'ouverture morphologique sous la forme de chemins pour supprimer les objets d'une longueur inférieure à un seuil donné. L'avantage d'utiliser cette famille d'éléments structurants réside dans le fait qu'elle est en mesure d'éliminer les formes non linéaires ainsi que les petites régions homogènes retenues par la première étape. En raison de la présence de plusieurs objets qui peuvent occlure des portions de la rivière comme les ponts ou les barrages, une troisième étape est ensuite appliquée dans le but de connecter les segments adjacents appartenant à la même rivière, en vérifiant la colinéarité des segments et en prenant en compte, simultanément, les résultats fournis par un algorithme de détection de contours. Cette étape joue également un rôle important dans l'analyse des objets dans la phase suivante, car elle facilite l'interprétation de leur forme globale. La dernière étape sera dédiée au filtrage des lacs comme ils ont une réponse d'homogénéité similaire à celle des rivières.

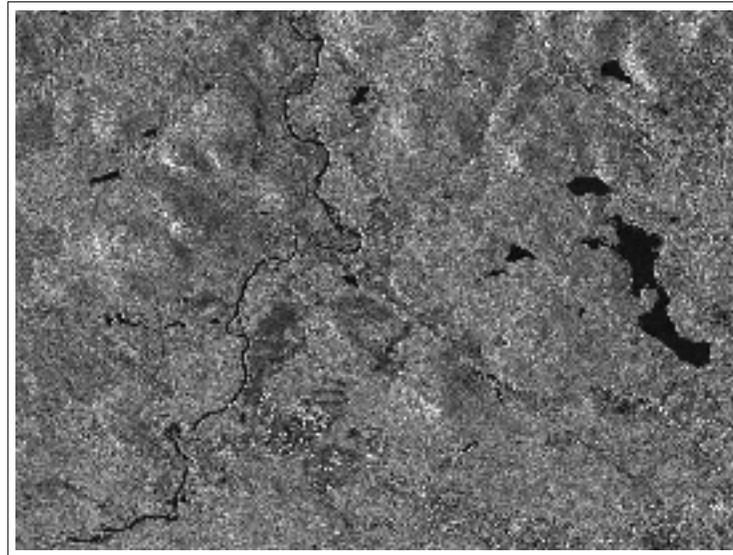


Figure 4.7 L'image RSO de la rivière Jacques-Cartier utilisée en entrée (L'échelle approximative de la figure est 1 : 40 000 et la taille de la région d'intérêt est  $7.5 \times 5.5 \text{ km}^2$ )

Une comparaison entre la surface formée par le plus petit rectangle englobant l'objet avec la surface de l'objet d'intérêt permet de distinguer les rivières des autres structures dans l'image. Une valeur de ce ratio proche de 1 caractérise d'autres objets homogènes de forme droite, tandis qu'une valeur strictement supérieure à 1 de ce rapport se réfère aux rivières caractérisées par des fortes variations locales dans leur structure. Ce processus est décrit étape par étape dans les paragraphes suivants, et le résultat de son application sur l'image représentée dans la figure 4.7 est montré. Cette image couvre une partie de la rivière Jacques-Cartier située à environ 39 kilomètres au nord de la ville de Québec, acquise par le satellite RADARSAT-2 (6 mètres de résolution) en juin 2012 et en utilisant le mode fine quad-polarisation enregistrée dans un format complexe à visée simple (*single-look complex SLC*).

### **Identification des objets homogènes basée sur l'analyse de la texture**

Le problème d'extraction des rivières à partir d'images RSO présente plusieurs similitudes avec le problème d'identification du réseau routier à partir d'images optiques à très haute résolution spatiale. Plusieurs techniques de la littérature ont été appliquées avec succès aux deux

problématiques en tenant compte des particularités des images radar, en particulier la présence du chatoiement. Dans Sghaier & Lepage (2016) et Sghaier *et al.* (2014), nous avons appliqué avec succès le descripteur de texture SFS-SD pour identifier, dans un premier temps, les zones homogènes à partir des images optiques et pour extraire, dans un second temps, le réseau routier à partir de ces régions homogènes. Dans le but de résoudre notre problème, nous allons appliquer une classification pixellique basée sur la même mesure de texture pour identifier les objets homogènes, étroits et allongés. Ce descripteur a montré de très bonnes performances appliqué aux images optiques caractérisées par la présence de divers artefacts découlant de l'utilisation de la haute résolution spatiale et de la variabilité de l'environnement urbain. Nous comptons identifier des zones homogènes qui caractérisent les surfaces d'eau tout en négligeant les petites variations du chatoiement en calculant l'indice d'homogénéité à partir d'une fenêtre d'analyse.

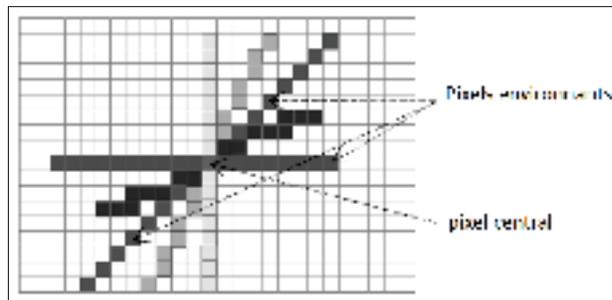


Figure 4.8 Illustration du concept des lignes de direction

Le *Structural Feature Set (SFS)*, tel que décrit dans Liangpei *et al.* (2006) et Xin *et al.* (2007), est un ensemble de mesures de texture utilisées pour extraire les caractéristiques statistiques de l'histogramme de lignes directionnelles. Cette technique est utilisée pour détecter les objets homogènes et consiste à identifier un ensemble de lignes droites symétriques autour d'un pixel central. Quelques exemples de lignes directionnelles sont montrés dans la figure 4.8, avec les différents niveaux de gris qui désignent des lignes directionnelles associées à différentes directions données. Nous introduisons, dans ce qui suit, les concepts de base utilisés pour définir ces mesures : nous définissons tout d'abord les lignes directionnelles comme étant un ensemble de lignes également espacées par rapport à un pixel central. Pour une direction donnée, la dif-

férence radiométrique entre un pixel appartenant à la fenêtre d'analyse et le pixel central est mesurée afin de déterminer si ce pixel est situé dans une zone homogène autour du pixel central. Cette mesure d'homogénéité est définie comme suit :

$$PH_i(s, c) = |p(s) - p(c)| \quad (4.13)$$

avec  $PH_i(s, c)$  est la mesure d'homogénéité associée à la  $i$ ème direction entre le pixel central et ses pixels environnants,  $p(s)$  et  $p(c)$  représentent les valeurs radiométriques du pixel environnant et le pixel central, respectivement. La  $i$ ème ligne directionnelle est étendue si les conditions suivantes sont remplies (le choix des valeurs des deux seuils  $T_1$  et  $T_2$  est discuté dans la section discussion de ce chapitre) :

- $PH_i$  est inférieur à un seuil fixé  $T_1$ .
- Le nombre total de lignes directionnelles est inférieur à un seuil  $T_2$ .

Ces deux paramètres sont liés à la disposition spatiale et la forme des objets dans l'image.  $T_1$  est défini comme étant le seuil d'homogénéité, et il est lié à la variabilité radiométrique dans la zone d'intérêt, et  $T_2$  est défini comme étant la longueur maximale tolérée pour une ligne directionnelle, et est lié à la taille de la zone d'analyse. Ensuite, nous définissons la longueur de toutes les lignes directionnelles, pour un pixel donné, par l'équation suivante :

$$d_i = \sqrt{(m^{e1} - m^{e2})^2 + (n^{e1} - n^{e2})^2} \quad (4.14)$$

dans laquelle  $(m^{e1}, n^{e1})$  représentent la ligne et la colonne du pixel à une extrémité, et  $(m^{e2}, n^{e2})$  représentent la ligne et la colonne, respectivement, du pixel à l'autre extrémité de la droite. Nous pouvons ainsi définir l'histogramme de lignes directionnelles associé à un pixel central par :

$$H(c) : \{c \in I | [d_1(c), \dots, d_i(c), \dots, d_D(c)]\} \quad (4.15)$$

avec  $I$  représente l'image d'entrée,  $c$  le pixel central et  $D$  l'ensemble de toutes les lignes directionnelles. La mesure de *SFS* a été associée à six mesures de texture calculées à partir d'un

histogramme comme défini dans le travail de Xin *et al.* (2007). Dans notre cas, nous nous intéressons seulement à l'écart-type (SD), comme il est très approprié pour la description des objets rectilignes, étroits et allongés dans une image, comme les rivières et les routes. Le *SFS-SD* est illustré par la formule suivante :

$$\text{SFS-SD} = \frac{1}{D-1} \sqrt{\sum_{i=1}^D (d_i(c) - \text{PSI})^2} \quad (4.16)$$

où *SD* représente l'écart-type calculé à partir de l'histogramme de lignes directionnelles, et *PSI* représente la valeur moyenne de l'histogramme, définie comme suit :

$$\text{PSI} = \frac{\sum_{i=1}^D d_i(c)}{D} \quad (4.17)$$

Nous voudrions mentionner que la mesure de texture que nous adoptons favorise les structures étroites, allongées et localement rectilignes qui correspondent à de nombreux objets dans les images satellites, tels que les routes, les rivières, les zones agricoles et les grands lacs. La distinction des rivières parmi ces objets sera abordée dans la prochaine phase.

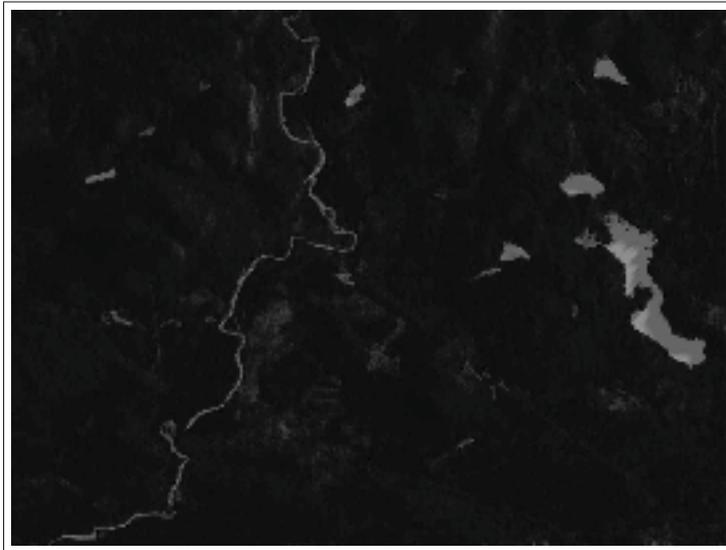


Figure 4.9 Application de la mesure de texture SFS-SD sur l'image d'entrée

La figure 4.9 illustre le résultat de l'application du descripteur de texture *SFS-SD* sur l'image d'entrée. Comme prévu, les zones homogènes dans l'image RSO apparaissent plus brillantes que celles non homogènes. Nous notons aussi que certains petits objets avec une homogénéité relativement locale sont également conservés ; ces régions qui ne font pas partie de la structure de la rivière seront supprimées dans l'étape suivante.

### Élimination du bruit

Les différentes portions homogènes appartenant à la rivière sont visuellement apparentes dans le résultat obtenu par application de la première étape. Nous notons également la présence d'autres objets qui ont une texture similaire, tels que les lacs, d'autres artefacts de petite taille et le bruit. Afin de pouvoir supprimer les objets non pertinents de l'image, nous allons appliquer un algorithme de débruitage d'image basé sur la morphologie mathématique qui permet de filtrer l'information non pertinente tout en conservant la structure recherchée de l'objet d'intérêt. Le défi principal confronté lors de l'application de cette famille d'approches réside dans le choix de la forme et la taille de l'élément structurant. Dans notre contexte, ce choix est très difficile vu que l'objet d'intérêt se caractérise par une très faible largeur par rapport à sa longueur, donc un élément structurant de dimensions supérieures à la largeur de la rivière va la supprimer complètement. D'autre part, le choix d'un élément structurant de dimensions trop petites n'a aucun effet sur le bruit présent dans l'image. Cela nous amène à utiliser des éléments structurant sous la forme de chemins, comme décrit dans Klemenjak *et al.* (2012), Heijmans *et al.* (2005) et Valero *et al.* (2010), capables d'extraire des structures et des objets qui présentent une linéarité locale. Nous allons présenter brièvement la théorie derrière l'opération d'ouverture et de fermeture par des chemins. Par souci de simplicité, le concept d'image binaire est utilisé dans les définitions suivantes, mais la théorie peut être généralisée pour couvrir aussi les images en niveaux de gris.

Soit  $I_B$  une image binaire, dans laquelle nous définissons d'abord la relation suivante :  $x \mapsto y$ , où  $x$  et  $y$  sont deux pixels de  $I_B$  et le symbole ' $\mapsto$ ' désigne la relation de contiguïté entre ces deux pixels et signifie qu'il y a un chemin allant de  $x$  à  $y$ . Cela implique également que  $x$  est

un précurseur de  $y$  et  $y$  est un successeur de  $x$ . Sur la base de cette notation, nous définissons la dilatation par :

$$\delta(\{x\}) = \{y \in I_B | x \mapsto y\} \quad (4.18)$$

En d'autres termes, la dilatation d'un sous-ensemble  $X \subseteq I_B$  comprend tous les points qui ont un prédécesseur dans  $X$ . Le  $L$ -tuple  $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_L)$  est appelé un  $\delta$ -chemin de longueur  $L$  si  $a_k \mapsto a_{k+1}$ , ou d'une façon équivalente si :

$$a_{k+1} \in \delta(\{a_k\}), \text{ pour } k = 1, 2, \dots, L-1 \quad (4.19)$$

Étant donné un chemin  $\mathbf{a}$  dans  $I_B$ , l'ensemble de ses éléments est noté  $\sigma(\mathbf{a})$  avec  $\sigma(a_1, a_2, \dots, a_L) = \{a_1, a_2, \dots, a_L\}$ . L'ensemble de tous les  $\sigma$ -chemins de longueur  $L$  est noté  $\Pi_L$ . De la même façon, nous définissons l'ensemble des  $\delta$ -chemins de longueur  $L$  contenu dans le sous-ensemble  $X$  de  $I_B$  et noté par  $\Pi_L(X)$  par la formule suivante :

$$\Pi_L(X) = \{\mathbf{a} \in \Pi_L | \sigma(\mathbf{a}) \subseteq X\} \quad (4.20)$$

Finalement, nous définissons l'opérateur d'ouverture ou l'ouverture par des chemins  $\alpha_L(X)$  comme étant l'union de tous les chemins de longueur  $L$  dans  $X$  telle que :

$$\alpha_L(X) = \bigcup \{\sigma(\mathbf{a}) | \mathbf{a} \in \Pi_L(X)\} \quad (4.21)$$

Par analogie à la définition de l'opérateur d'ouverture, nous définissons l'opérateur de la fermeture par des chemins par une simple permutation du premier plan de l'image avec son arrière-plan. Toutefois, nous allons uniquement employer l'opérateur d'ouverture par des chemins comme nos objets d'intérêt sont plus lumineux que le reste de l'image. Typiquement, une opération de seuillage est nécessaire pour maintenir les objets ayant des longueurs supérieures à un seuil prédéfini ; cependant, en raison de la particularité du problème, le choix de la valeur du

seuil ne constitue pas un problème compliqué, car les objets d'intérêt sont suffisamment longs par rapport à la plupart des objets contenus dans l'image. Nous fixons ce seuil empiriquement à  $L = 50$  pixels.

Le résultat de l'application de cette étape est représenté dans la figure 4.10. Les petits objets et le bruit présents dans l'image ont été complètement filtrés et seuls les objets homogènes de dimensions considérables ont été conservés. La liste des objets retenus comprend des portions de la rivière et quelques lacs ; la suppression de ces derniers n'est pas une tâche facile en raison de leurs dimensions très comparables à celles de la rivière. Aussi, notre algorithme est généralement testé sur des sous-images (des tuiles) de petites dimensions par rapport à l'image d'entrée, et donc la taille des lacs est très proche de la taille des portions isolées de la rivière. Pour filtrer adéquatement les lacs, nous allons, dans la phase suivante, reconstruire la structure de la rivière pour pouvoir comparer sa forme à celle des lacs qui représentent dans ce contexte des fausses alarmes.

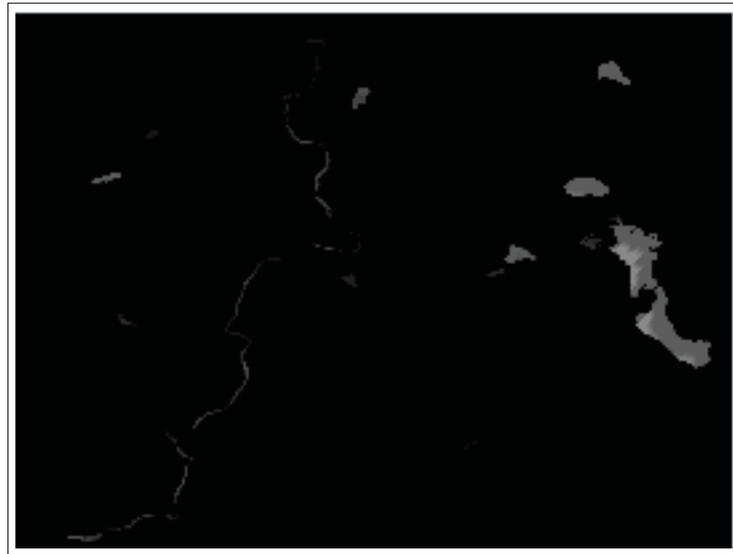


Figure 4.10 Le résultat de l'application de l'opérateur morphologique d'ouverture par des chemins

### Suivi de la structure de la rivière

Au niveau pixel, la surface de la rivière n'est pas complètement homogène ; des petites perturbations à la surface de l'eau créent des vagues qui se traduisent sur l'image radar par une forte réponse du chatoiement, ce qui occlut cette région de la rivière et empêche sa détection. En revanche, la présence de certaines structures humaines telles que les barrages ou les ponts sur la surface de la rivière peut occlure une portion de la rivière, découpant sa structure en plusieurs parties. Pour distinguer les rivières des lacs, il est important de reconstruire la structure complète de la rivière et de la traiter comme étant un seul objet compact.

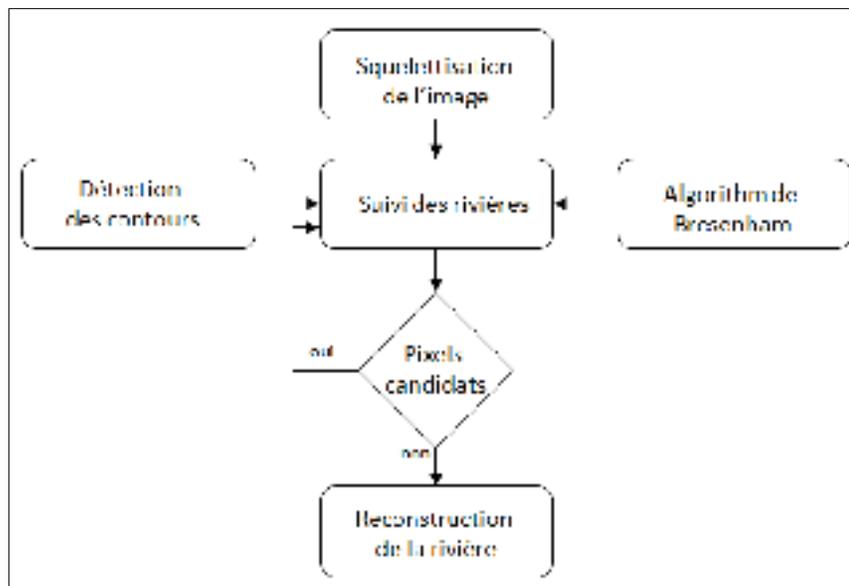


Figure 4.11 Le schéma général de l'étape de suivi de la structure de la rivière

La figure 4.11 montre la méthode proposée pour le suivi de la rivière ; tout d'abord, une étape de squelettisation est appliquée, comme décrite dans Abu Ain *et al.* (2013) et Zhang *et al.* (2015), afin d'extraire l'axe central associé aux différentes portions de la rivière. Cette étape de squelettisation facilitera, par la suite, le suivi et l'interprétation des relations spatiales entre les différents segments formant la rivière. Ensuite, pour chaque pixel  $x_{i_1}$  à l'extrémité d'un segment, un pixel  $x_{i_2}$  est retenu si l'une de ces deux conditions est remplie :

- Le segment  $S_{x_{i_1}, x_{i_2}}$  obtenu par application de l'algorithme de Bresenham Bresenham (1965) sur les deux extrémités  $x_{i_1}$  et  $x_{i_2}$  est inclus dans une fenêtre d'analyse de taille 50 par 50 et centrée en  $x_{i_1}$  ; ou
- Il existe un contour qui relie directement  $x_{i_1}$  à  $x_{i_2}$ .

L'algorithme de tracé de segment de Bresenham a été utilisé dans la première condition pour produire une approximation du segment qui relie deux pixels quelconques de l'image. En outre, le détecteur de contours de Touzi *et al.* (1988) a été adopté pour extraire les contours des objets d'intérêt, tout en favorisant les contours détectés à une résolution grossière. Cette étape du suivi adaptatif est capable de connecter des segments étroits qui ont une forte probabilité d'appartenir à la même rivière (efficace en présence d'occlusions dans l'image) ; permettant de tirer profit des informations pertinentes contenues dans les contours extraits à partir de l'image RSO et démontrant ainsi son efficacité dans de nombreuses applications (particulièrement lorsque certaines parties d'une rivière sont manquées par la phase de calcul d'homogénéité).

### Filtrage des lacs et extraction des rivières

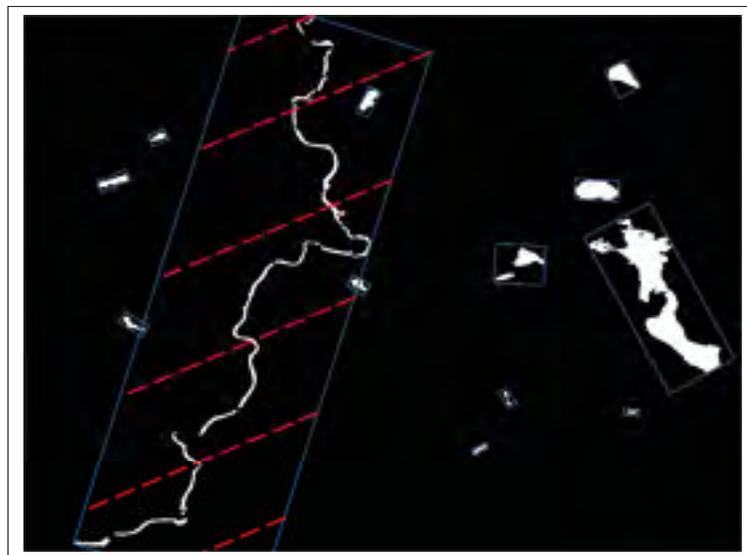


Figure 4.12 Le résultat de la phase de filtrage des lacs obtenu par application de l'algorithme de *Rotating Calipers*

Sur la base de certaines caractéristiques des rivières telles que l'homogénéité et la forme, nous avons été en mesure de filtrer la plupart des fausses alarmes présentes dans les images RSO. Le seul obstacle qui subsiste est l'élimination des lacs qui ont une homogénéité similaire à celle de la surface de la rivière et qui peuvent également avoir des dimensions comparables. Les rivières sont caractérisées par des formes très variables, ce qui rend la comparaison des deux objets difficiles. Pour résoudre ce problème, nous avons basé notre raisonnement sur ce constat : les rivières et les lacs sont deux objets de taille comparable, mais ils n'occupent pas la même surface (nous désignons ici par le terme surface le nombre de pixels constituant l'objet). En d'autres termes, pour une rivière et un lac de dimensions égales, le lac occupe beaucoup plus de surface dans l'image que celle occupée par la rivière. Ainsi, nous proposons dans cette étape de comparer la surface du plus petit rectangle englobant l'objet, tel que défini dans Chang *et al.* (2011) et Toussaint (1983), avec la surface associée à cet objet d'intérêt, comme indiqué dans la figure 4.12 (la zone hachurée en rouge représente la surface associée au rectangle englobant et les zones marquées en blanc désignent les objets d'intérêt). L'algorithme du plus petit rectangle englobant basé sur la méthode de *Rotating Calipers* est capable de générer le meilleur rectangle qui s'ajuste à l'objet d'intérêt en temps linéaire. Le problème de distinction entre les deux objets est réduit, dans ce cas, à l'interprétation de la valeur de ce ratio : les rivières ont une valeur du ratio strictement supérieur à 2, tandis que les lacs ont une faible valeur du ratio proche de 1. Cette technique d'évaluation basée sur l'analyse de la surface occupée par l'objet permet de distinguer efficacement entre les rivières et les lacs dans un temps d'exécution raisonnable.

## **4.5 Détection des zones inondées à partir des images radar**

### **4.5.1 La méthodologie proposée**

L'augmentation du niveau de l'eau dans les rivières et les lacs, après de fortes pluies ou la fonte des neiges au printemps, constitue la cause principale des inondations. L'eau qui déborde de la rivière envahit les villes et les champs aux voisinages pouvant entraîner de grandes pertes

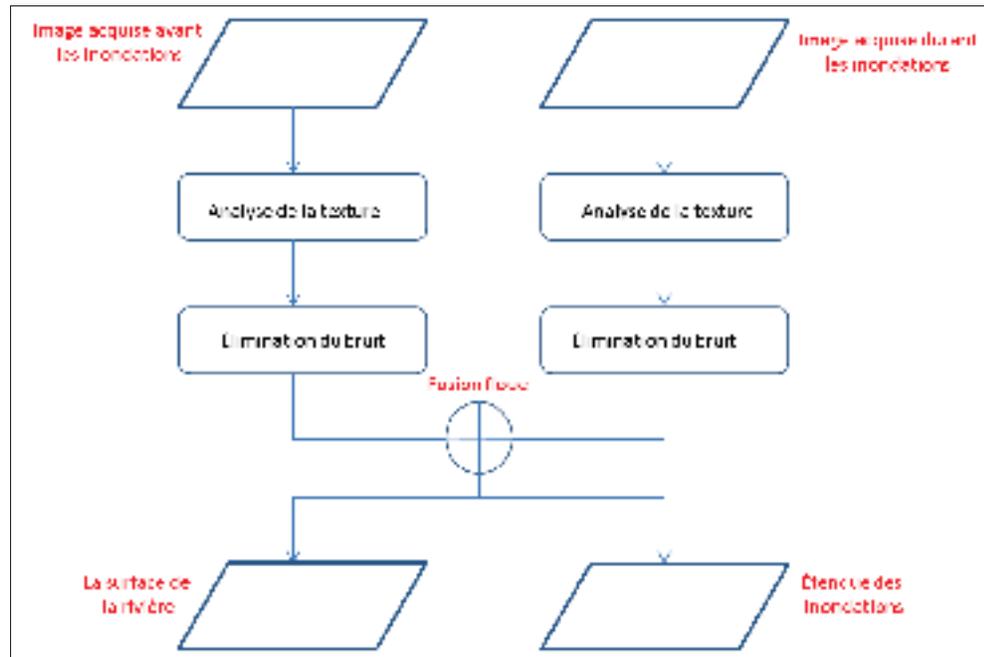


Figure 4.13 Schéma général de la méthode proposée pour identifier les zones inondées

de vies humaines et d'infrastructures. Pour cette raison, l'identification précise de la surface de la rivière ou du lac représente une étape très importante dans le processus d'extraction des zones inondées, car elle permet de localiser les zones d'intérêt et d'exclure, en même temps, le niveau initial de l'eau dans la rivière puisqu'il ne fait pas partie de la zone inondée.

Nous allons nous baser pour l'identification de la surface de la rivière sur notre approche décrite dans le paragraphe précédent en se contentant des deux premières étapes de l'algorithme puisque nous ne cherchons pas à distinguer entre les rivières et les lacs. Comme le montre la figure 4.13, notre approche dédiée pour l'extraction des zones inondées à partir des images de l'avant et de l'après-inondation se base sur l'application de la mesure de texture  $SFS - SD$  qui permet d'extraire les surfaces homogènes à partir des images radar. La deuxième étape de l'algorithme consiste à appliquer l'opérateur morphologique d'ouverture par des chemins dans le but de filtrer les détails et rehausser la structure localement linéaire de la rivière. Le seul problème que nous avons rencontré lors de l'application de cette technique réside dans le choix de la taille de l'élément structurant, puisqu'une partie des régions inondées, figurants dans l'image de l'après-catastrophe, sont caractérisées par une petite surface. D'où l'intérêt

d'utiliser une petite valeur pour la longueur  $L_{min}$  de l'élément structurant de façon à préserver les régions inondées et filtrer les surfaces représentant des petits artefacts dans l'image. La combinaison entre les résultats de ces deux étapes est réalisée en utilisant l'opérateur ET de la logique floue, qui permet de fusionner les différents niveaux de gris des deux descripteurs afin de décider si un pixel donné appartient à la zone inondée en comparant le niveau d'homogénéité de ce pixel avant et après la catastrophe. Au meilleur de nos connaissances, cette technique est utilisée pour la première fois dans la littérature pour fusionner l'information issue de deux descripteurs et pour détecter les changements pertinents dus à une catastrophe.

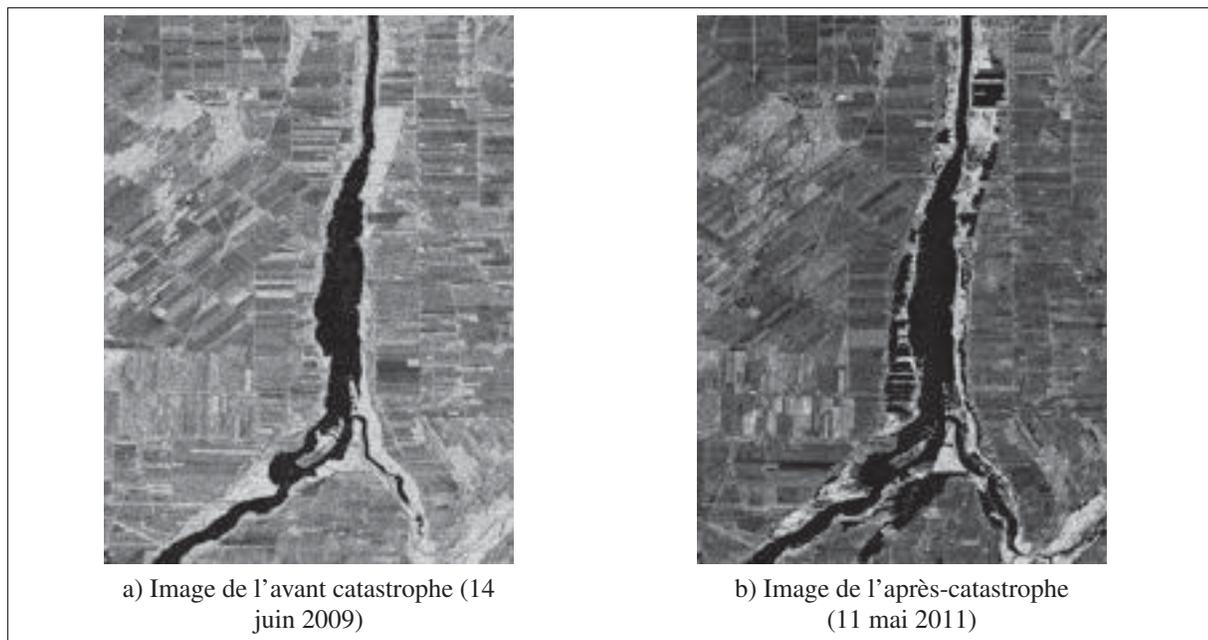


Figure 4.14 Images RADARSAT-2 acquises avant et après les inondations de la rivière Richelieu et obtenues dans le cadre de l'initiative de recherche sur les applications scientifiques et opérationnelles - Éducation (SOAR-E)

Les figures 4.14a et 4.14b couvrent une partie de la rivière Richelieu avant et après les inondations de 2011. Ces images ont été acquises par le satellite RADARSAT-2 (8 mètres de résolution) en juin 2009 et mai 2011, respectivement, en utilisant le mode dual-polarisation (HH et HV) et enregistrées dans un format complexe à visée simple (*single-look complex SLC*).

### Adaptation de la technique d'extraction des rivières pour la résolution de la problématique d'extraction des inondations

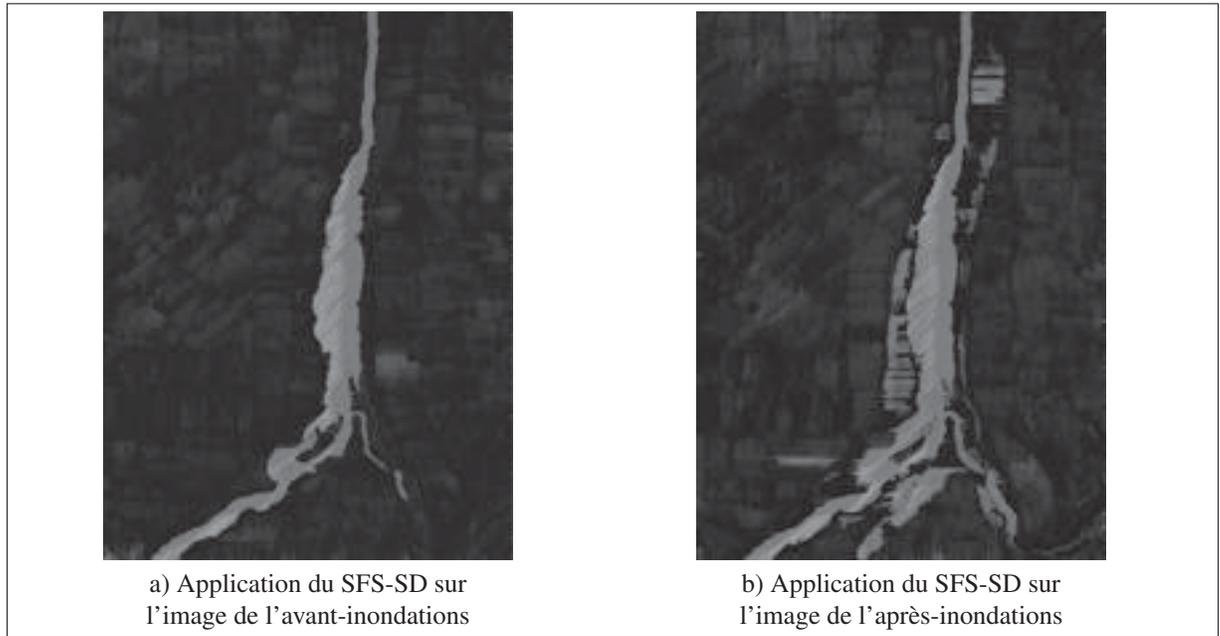


Figure 4.15 Résultat de l'application de la mesure de texture SFS-SD

La première étape de notre approche consiste à appliquer la mesure de texture décrite dans la section 4.4.1 de ce chapitre. Ce descripteur de texture a montré son efficacité dans l'extraction des régions homogènes à partir des images optiques et sa robustesse face au chatoiement qui caractérise les images RSO. Les figures 4.15a et 4.15b montrent les résultats de l'application de ce descripteur sur les deux images d'entrée. Nous pouvons remarquer que la surface de la rivière a été correctement extraite à partir des deux images, avec la présence aussi de quelques régions homogènes et les zones inondées dans la deuxième image.

La deuxième étape vise à éliminer les petites régions homogènes en gardant les zones inondées présentes sur la deuxième image. Pour résoudre ce problème, nous avons appliqué l'opérateur morphologique d'ouverture par des chemins décrit dans la section 4.4.1 avec deux différentes valeurs de la longueur minimale de l'élément structurant :  $L_{min} = 100$  pour l'image de l'avant catastrophe et  $L_{min} = 10$  pour l'image de l'après-catastrophe. Ces valeurs permettent de ne

garder que les objets grossiers dans la première image et filtrer les petits artéfacts tout en gardant les zones inondées dans la deuxième image. Le résultat de l'application de cet opérateur est montré dans les figures 4.16a et 4.16b. La deuxième image n'a pas subi un changement remarquable, par contre l'effet de l'application du filtrage sur la première image est très clair ; seule la surface de la rivière a été conservée par l'opérateur morphologique.

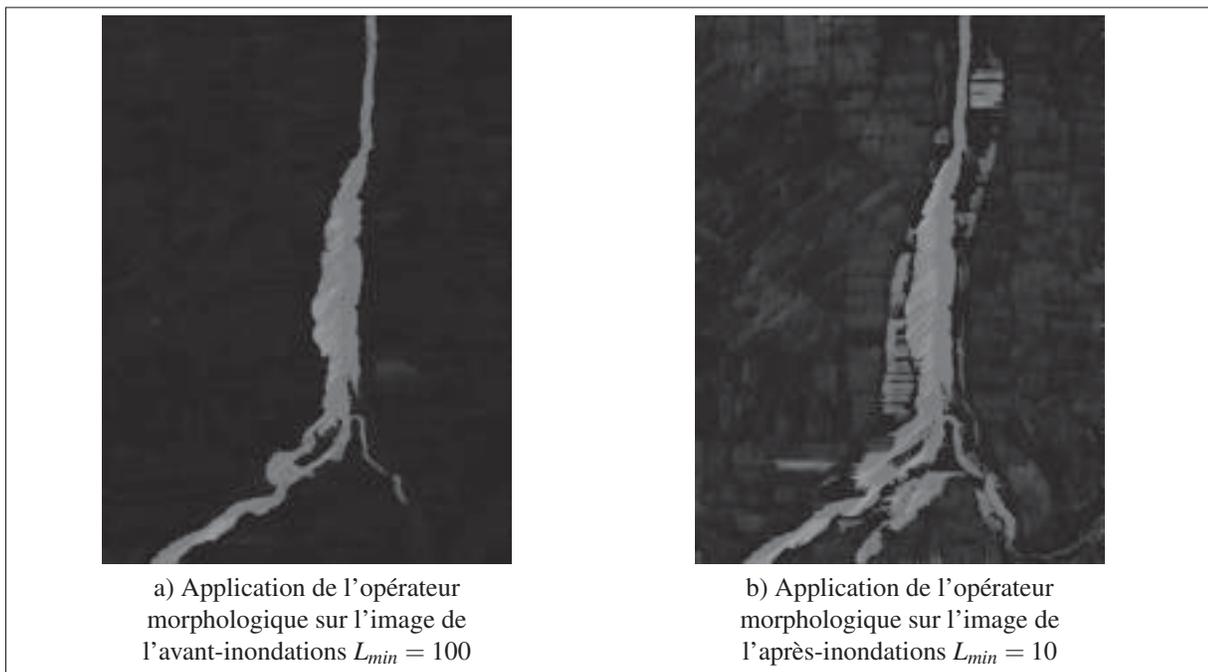


Figure 4.16 Le résultat de l'application de l'opérateur morphologique d'ouverture par des chemins

### Fusion floue des descripteurs de texture pour l'identification des zones inondées

Détecter le changement entre deux images binaires revient à identifier les pixels qui ont subi une modification entre les deux images. Autrement dit, si la valeur du pixel dans la première image est égale à 1, sa valeur dans la deuxième image devrait être égale à 0 pour qu'il soit considéré comme changement et vice-versa. Cette notion de changement entre deux images

binaires  $B_1$  et  $B_2$  peut-être formalisée mathématiquement de la façon suivante :

$$C(x,y) = B_1(x,y) \oplus B_2(x,y) \quad (4.22)$$

avec  $C$  une matrice de même taille que  $B_1$  et  $B_2$  et  $\oplus$  représente l'opérateur logique OU exclusif. Malheureusement, la généralisation de cette formule pour couvrir les images de niveaux de gris n'est pas évidente vu qu'il est compliqué de définir un seuil pour décider si un pixel donné a subi un changement ou non. Pour cette raison, nous avons eu recours à la théorie des ensembles floue proposée par Zadeh (1965) pour traiter l'appartenance graduelle d'un élément à une classe donnée. Tout d'abord, nous allons essayer de formuler notre problème dans le cadre de la théorie des ensembles floue ; 1- nous définissons notre espace de référence  $S$  comme étant les différents niveaux de gris de l'image d'entrée  $[0, 255]$ , 2- nous définissons une fonction d'appartenance qui pour chaque point de  $S$  associe un point de l'intervalle  $[0, 1]$  tel que :

$$\mu_G(x,y) = \begin{cases} 1,00 & \text{si } G(x,y) = 255 \\ \dots & \dots \\ 0,50 & \text{si } G(x,y) = 128 \\ \dots & \dots \\ 0,00 & \text{si } G(x,y) = 0 \end{cases} \quad (4.23)$$

avec  $G(x,y)$  l'image de niveaux de gris résultante de l'application de notre opérateur morphologique. Nous définissons, par la suite, une règle de fusion qui traduit notre définition d'un changement dû à la catastrophe entre les deux images d'entrées. Nous avons constaté, à partir de la deuxième image, qu'il existe trois classes d'intérêt dans l'image (voir figure 4.17) : 1- les régions sombres constituées par les pixels non homogènes dans l'image, 2- les régions grises constituées par les pixels homogènes, mais appartenant à des régions de longueur inférieure à  $L_{min}$ , et 3- les régions claires constituées par les pixels homogènes appartenant à des régions de longueur supérieure à  $L_{min}$ . Cette constatation nous a permis de définir les deux règles suivantes qui décrivent un changement pertinent dans notre cas :

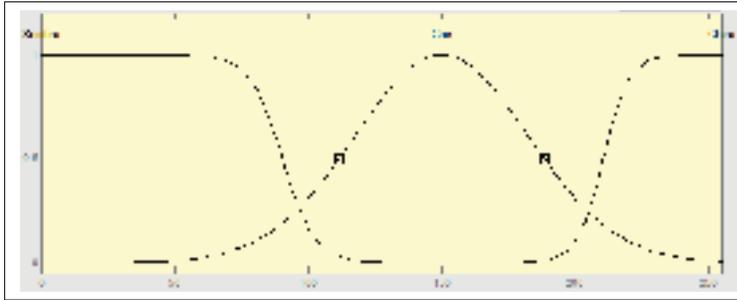


Figure 4.17 Les trois fonctions d'appartenance floue associées aux trois classes de l'image

**Si**  $G_1(x,y)$  est sombre **et**  $G_2(x,y)$  est clair **alors** changement

**Si**  $G_1(x,y)$  est clair **alors** pas de changement

À partir de ces deux règles, nous définissons les deux sous-ensembles flous par leurs fonctions d'appartenance  $\mu_{G_\alpha}(x,y)$  et  $\mu_{G_\beta}(x,y)$ , telles que :

$$\mu_{G_{\alpha_1}}(x,y) = \{p \in S, \quad \mu_{G_1}(x,y) \leq \alpha_1\} \quad (4.24)$$

$$\mu_{G_{\alpha_2}}(x,y) = \{l \in S, \quad \mu_{G_2}(x,y) \geq \alpha_2\} \quad (4.25)$$

avec  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  sont deux valeurs définies expérimentalement à partir de l'image par regroupement des pixels qui ont les mêmes caractéristiques radiométriques en trois classes,  $p$  et  $l$  deux éléments de l'ensemble  $S$ . Les sous ensembles flous  $\mu_{G_{\alpha_1}}(x,y)$  et  $\mu_{G_{\alpha_2}}(x,y)$  sont aussi appelés des  $\alpha$ -coupes et la plupart des opérateurs logiques applicables sur les ensembles flous sont aussi applicables sur les coupes, ce qui nous permet d'écrire :

$$C(x,y) = \mu_{G_{\alpha_1}}(x,y) \cap \mu_{G_{\alpha_2}}(x,y) = \mu_{G_{\alpha_1}(x,y) \cap G_{\alpha_2}(x,y)} \quad (4.26)$$

$C(x,y)$  représente la mesure de changement entre les deux images à la coordonnée  $(x, y)$ , avec  $\cap$  l'opérateur ET de la logique floue définie par :

$$\mu_{G_1 \cap G_2} = \mu_{G_1}(x,y) \mu_{G_2}(x,y) = G_1(x,y) G_2(x,y) \quad (4.27)$$

## 4.6 Expérimentation et résultats

### 4.6.1 Données utilisées



Figure 4.18 La couleur jaune désigne le bassin du lac Champlain et de la rivière Richelieu tirée de Wikipédia

Considéré parmi l'un des phénomènes météorologiques les plus dévastateurs qui ont frappé le Canada en 2011, les inondations de la rivière Richelieu et du lac Champlain ont causé des dommages importants sur 6.000 hectares de terres agricoles et ont détruit près de 3000 maisons et chalets. La montée des eaux durant la période allant de la fin d'avril jusqu'au début juillet 2011, a été la cause de la catastrophe qui a frappé plusieurs villes dans la province de Québec : Saint-Jean-sur-Richelieu, Saint-Paul-de-l'Île-aux-Noix et Venise-en-Québec. Cette situation a nécessité l'intervention des soldats des forces canadiennes basés à Valcartier pour évacuer près de 1.000 personnes. Le volume d'eau était cinq fois le débit moyen annuel de la rivière et se précipita vers le nord avec une force écrasante.

Le tableau 4.1 décrit les spécifications du satellite RADARSAT-2 employé dans l'acquisition des images de l'avant- et l'après-inondations de Richelieu. Fournissant une très haute résolution

Tableau 4.1 Les spécifications du satellite RADARSAT-2

Date de lancement	Modes d'acquisition	Largeur de fauchée nominale (km)	Résolution approximative (m)
14 décembre 2007	Faible résolution 100 m	500	100 × 100
	Résolution moyenne 50 m	350	50 × 50
	Résolution moyenne 30 m	125	30 × 30
	Résolution moyenne 16 m	30	16 × 16
	Haute résolution 5 m	30	5 × 5
	Très haute résolution 3 m	20	3 × 3
	Faible bruit	350	100 × 100
	Détection des navires	350	Variable
	Spotlight	14 [5 km en azimut]	1 × 3
	Quad-pol	20	9 × 9

spatiale, un temps de revisite de moins de 3 jours et une capacité de balayer la Terre jour et nuit et en tout temps, peu importe les conditions météorologiques, ce satellite a permis de suivre l'étendue de l'eau, la gravité et la progression des inondations de Richelieu.

#### 4.6.2 Extraction des rivières

##### Présentation des résultats

La figure 4.19a représente une sous-image extraite à partir d'une image RADARSAT-2 à très haute résolution et orthorectifiée (6 mètres de résolution et enregistrée sous le format d'image complexe à visée simple SLC) de la grande rivière en Ontario, au Canada, et la figure 4.19b

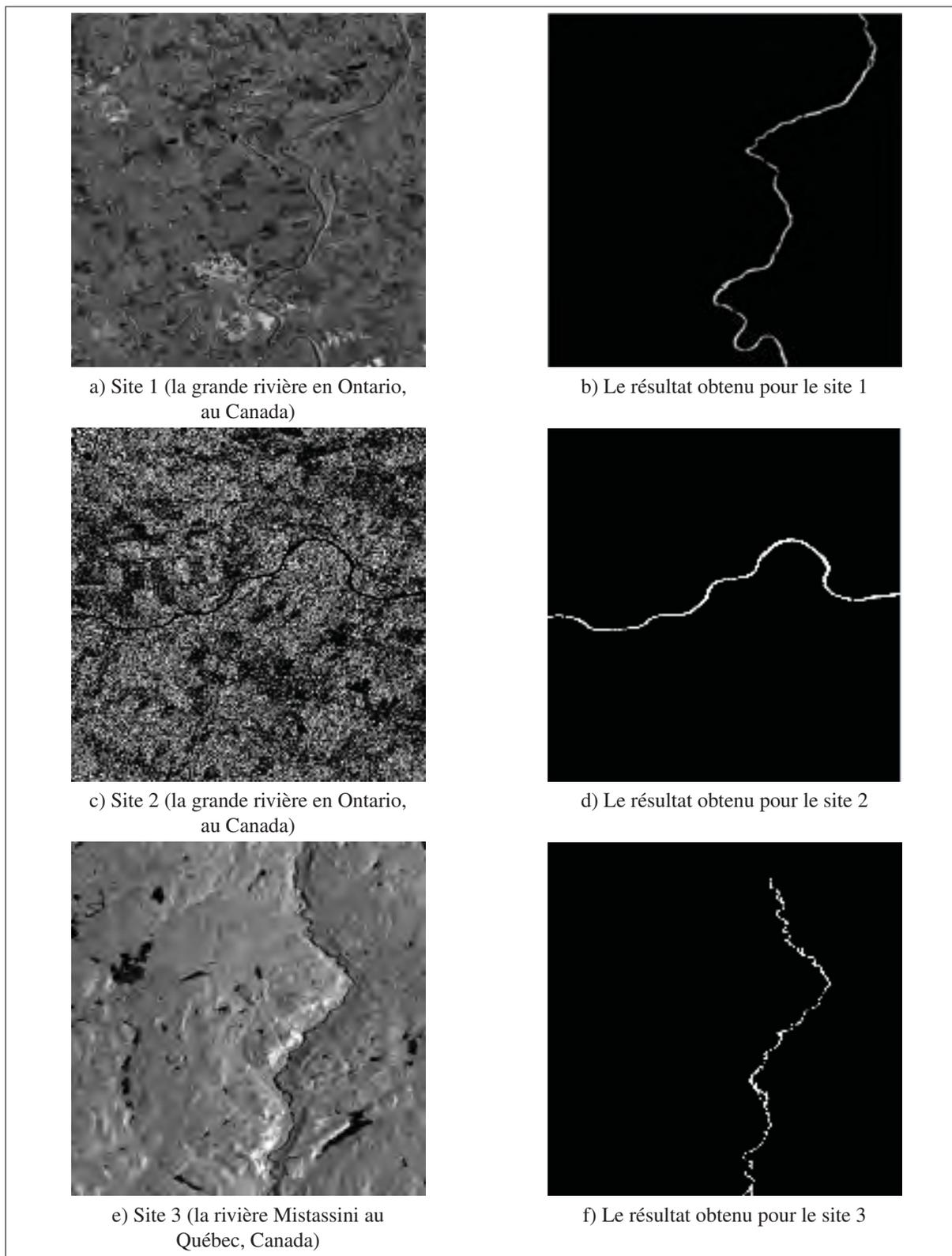


Figure 4.19 Le résultat de la méthode proposée pour l'extraction des rivières

montre le résultat obtenu en appliquant la méthodologie proposée sur une zone urbaine (cette rivière traverse la petite ville de Paris, de l'Ontario, comme le montre l'image). L'application de notre algorithme sur une zone urbaine montre une très grande robustesse à la fois au bruit présent sous la forme de chatoiement et aux effets géométriques, tels que la rétrodiffusion des toits de bâtiments. En outre, nous pouvons observer que le pont qui relie les deux parties de la ville a été correctement supprimé de la surface de la rivière, tout en tenant compte de l'autre partie de la rivière dans le processus d'extraction. La figure 4.19c représente une sous-image extraite à partir d'une image RADARSAT-2 à très haute résolution orthorectifiée (6 mètres de résolution et enregistrée sous le format d'image complexe à visée simple SLC) de la même rivière, mais d'une autre région (près de Bantford, Ontario, Canada) et la figure 4.19d montre le résultat obtenu en appliquant la méthodologie proposée sur une zone rurale. Comme nous pouvons le constater à partir de l'image résultante, la rivière a été extraite à partir d'une zone agricole. Les tracés qui marquent les limites de chaque zone agricole ne sont pas retenus en raison de leur faible largeur, en dépit de leur forme droite et allongée analogue à celle de la rivière. Un petit pont a également été identifié et éliminé de la surface retenue de la rivière. La figure 4.19e montre une sous-image extraite à partir d'une image RADARSAT-2 à très haute résolution et orthorectifiée (6 mètres de résolution et enregistrée sous le format d'image complexe à visée simple SLC) de la rivière Mistassini au Québec, Canada et la figure 4.19f montre le résultat obtenu par l'application de la technique proposée sur une zone montagneuse. En dépit de leur forme relativement allongée, les lacs ont été supprimés avec succès à partir de l'image résultante. L'ombre de la montagne qui apparaît dans l'image d'entrée à une courte distance de la structure de la rivière a été identifiée comme non-candidat de la classe rivière et a été supprimée. Une petite partie sèche de la rivière qui apparaît en haut de l'image a été éliminée par la phase de détection d'homogénéité et donc n'a pas été considérée lors de la génération de la carte des rivières.

## Évaluation des résultats

Pour mieux évaluer la performance de la méthode proposée, nous avons comparé les images binaires résultantes de l'application de notre algorithme proposée pour l'extraction de la rivière sur les trois sites d'étude à des vecteurs qui représentent précisément les frontières des rivières et utilisées comme vérité terrain. Ces données étaient disponibles gratuitement sur le site web GeoGratis<sup>1</sup> sans restriction d'utilisation. Pour souligner la bonne qualité et la précision des résultats obtenus, nous allons utiliser deux différentes mesures de qualité pour évaluer la performance de notre approche.

### La première métrique

La première métrique utilisée dans la comparaison entre les vecteurs de la rivière et les résultats obtenus est la même que celle utilisée dans l'évaluation des résultats de l'extraction du réseau routier et décrite dans Wiedemann (2003) et Heipke *et al.* (1997) et telle que :

- **Complétude (Com)** : représente le pourcentage des rivières correctement détectées par rapport aux données de référence ; Cette mesure est définie sur l'intervalle  $[0; 1]$ , où 1 est la valeur optimale. Nous pouvons exprimer la complétude par la formule suivante :

$$\text{Complétude} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (4.28)$$

- **Exactitude (Exa)** : décrit le pourcentage de la surface correctement détectée sur la surface totale des rivières extraites. Cette mesure est définie sur l'intervalle  $[0; 1]$ , où 1 est la valeur optimale. Nous pouvons exprimer l'exactitude par la formule suivante :

$$\text{Exactitude} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (4.29)$$

- **Redondance (Red)** : représente le pourcentage auquel la rivière correctement détectée est redondante. Cette mesure est définie sur l'intervalle  $[-\infty; 1]$  où 0 est la valeur optimale.

---

1. <http://geogratias.gc.ca/>

Nous pouvons exprimer la redondance par la formule suivante :

$$Redondance = \frac{VP - (1 - FP + FN)}{VP} \quad (4.30)$$

Le tableau 4.2 décrit les résultats obtenus par application des mesures de qualité suivantes : complétude, exactitude et redondance sur les trois images de test : Comme nous pouvons le

Tableau 4.2 Les résultats de l'évaluation des performances de notre approche dédiée pour l'extraction des rivières en utilisant la première métrique

	Site1			Site2			Site3		
	Com	Exa	Red	Com	Exa	Red	Com	Exa	Red
SFS-SD	0,97	0,157	0,47	0,97	0,22	0,2	0,95	0,11	0,3
SFS-SD + ouverture par des chemins	0,994	0,59	0,19	0,99	0,91	0,2	0,97	0,19	0,3
La méthode proposée	0,985	0,88	0,138	0,997	0,964	0,2	0,997	0,945	0,3

déduire à partir du tableau 4.2, la valeur de la complétude est presque égale à 0,99 pour les trois différents sites d'étude qui représentent respectivement une zone urbaine, une zone rurale et une zone montagneuse. Cette valeur obtenue de la complétude prouve que notre algorithme est capable d'extraire les rivières avec beaucoup de précision tout en minimisant le taux de fausses alarmes. Cette valeur élevée est maintenue pour les différentes étapes de l'algorithme, étant donné que dans la première phase, nous avons pu identifier la surface complète de la rivière, mais l'interférence d'autres objets homogènes nécessite l'application des deux étapes de filtrage afin de ne conserver que les rivières.

La valeur de l'exactitude s'est remarquablement améliorée par comparaison à la première étape avec la deuxième étape et le résultat final. Par exemple, pour le site 1, la valeur l'exactitude est passée de 0,157 pour l'étape 1 à 0,59 pour l'étape 2, et 0,88 pour le résultat final. En effet,

l'exactitude est directement liée au taux de fausses alarmes, par conséquent, l'application des deux étapes de filtrage a amélioré considérablement sa valeur.

La mesure de redondance n'a pas subi une variation importante entre les trois étapes, car elle est en rapport avec les objets correctement identifiés. Nous pouvons clairement observer la différence entre la valeur associée avec le site 1, par exemple, qui est égale à 0,47, et sa valeur pour le site 2 qui est 0,19. Ceci est dû à la complexité des zones urbaines (site 1) par rapport à la zone rurale du site 2 qui est considérée comme moins complexe. Nous pouvons en déduire de ces constatations que la première étape a été en mesure d'extraire efficacement les candidats de la classe rivière, et que l'application des deux autres phases a été très utile pour éliminer les fausses alarmes et pour améliorer les résultats de la détection.

### **La seconde métrique**

La deuxième métrique utilisée pour évaluer le résultat de notre technique proposée est principalement basée sur la longueur de l'objet d'intérêt et est inspirée de la métrique décrite dans Hu *et al.* (2007). Contrairement à la métrique proposée dans le paragraphe précédent fondée sur une comparaison pixellique des résultats obtenus avec des couches vectorielles, cette métrique effectue une analyse objet afin d'évaluer la qualité des objets extraits. En d'autres termes seules les grandes portions de la rivière entrent dans le calcul de cette métrique, l'effet du bruit sur l'analyse de la qualité des résultats est complètement négligé. Nous notons d'abord la longueur totale de la rivière extraite correspondant à la rivière dans l'image de référence par  $L_m$ , la longueur totale de la rivière de référence par  $L_r$ , la longueur totale de la rivière extraite à partir de l'image d'entrée par  $L_e$  et enfin, la longueur totale de la rivière sur- ou sous-extraite et qui ne correspond pas à la rivière de référence par  $L_u$ . La figure 4.20 montre une illustration de la deuxième métrique, le vecteur de référence est noté en blanc, et les segments de la rivière extraits sont notés en rouge.

À partir de ces quatre définitions, nous introduisons les trois différentes mesures suivantes :

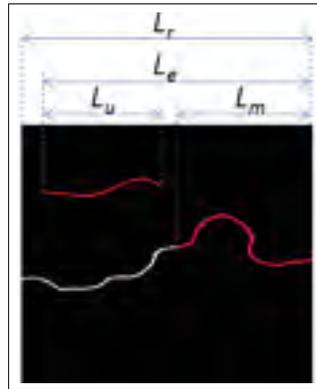


Figure 4.20 Une illustration de la deuxième métrique

- **Complétude basée objet (CBO)** : est un pourcentage défini sur l'intervalle  $[0; 100]$ . Nous pouvons exprimer la complétude en utilisant la formule suivante :

$$\text{Complétude basée objet} = \frac{L_m}{L_r} \times 100\% \quad (4.31)$$

- **Exactitude basée objet (EBO)** : est un pourcentage défini sur l'intervalle  $[0; 100]$ , nous pouvons exprimer l'exactitude en utilisant la formule suivante :

$$\text{Exactitude basée objet} = \frac{L_m}{L_e} \times 100\% \quad (4.32)$$

- **Qualité basée objet (QBO)** : est un pourcentage défini sur l'intervalle  $[0; 100]$  et exprimée par la formule suivante :

$$\text{Qualité basée objet} = \frac{L_m}{L_e + L_u} \times 100\% \quad (4.33)$$

Le tableau 4.3 décrit les résultats obtenus par application des mesures suivantes : la complétude basée objet, l'exactitude basée objet et la qualité basée objet, sur les trois sites d'étude :

Comme nous pouvons le constater à partir du tableau 4.3, la même valeur de la complétude basée objet est obtenue pour les différentes phases de l'algorithme proposé, avec la valeur la plus élevée de cette mesure obtenue pour le site 2, qui représente une zone rurale. Cela montre

Tableau 4.3 Les résultats de l'évaluation des performances de notre approche dédiée pour l'extraction des rivières en utilisant la deuxième métrique

	Site1			Site2			Site3		
	CBO	EBO	QBO	CBO	EBO	Qua	CBO	EBO	QBO
SFS-SD	97,6	63,3	53,5	99,1	80,5	72,8	95,78	42,8	38,51
SFS-SD + ouverture par des chemins	97,6	85,24	77,3	99,1	85,24	77,56	95,78	68,7	64,9
La méthode proposée	97,6	99,5	97,2	99,1	99,4	98,3	95,78	97,7	96,8

que notre algorithme donne de bons résultats pour les rivières caractérisées par une largeur importante et que les performances diminuent en termes d'exactitude basée objet pour les zones urbaines et montagneuses. Le site 3 montre une région montagneuse ; la présence d'occlusions empêchant la détection de certaines parties de la rivière justifie les résultats obtenus en termes d'exactitude basée objet, spécialement pour les deux premières étapes de l'algorithme 42,8% et 68,7%. L'application d'une étape de suivi a résolu ce problème et a amélioré les performances globales de l'algorithme. Pour le site 2, la qualité basée objet n'a pas changé de façon significative entre la première et la seconde phase de l'algorithme 72,8%, 77,56%, par rapport à la qualité basée objet liée au site 1 par exemple, qui a passé de 53,5% à 77,3%. L'amélioration de la valeur de la qualité basée objet pour le site 1 est due à la suppression du chatoiement qui caractérise les zones urbaines et les résultats de l'application de la phase d'élimination du bruit basée la morphologie mathématique.

### **La complexité de notre algorithme**

Plusieurs facteurs peuvent être pris en considération lors de l'analyse de la performance d'un algorithme donné telle que la précision, la capacité à traiter des données d'entrée hétérogènes et le temps d'exécution. Dans certaines applications du monde réel telle que la réponse aux catastrophes majeures, le temps d'exécution associé à l'algorithme utilisé dans la génération

des cartes de dommage est l'aspect le plus important, étant donné qu'une réponse rapide fournit une vue globale de la situation sur le terrain et aide les autorités dans la prise de décision.

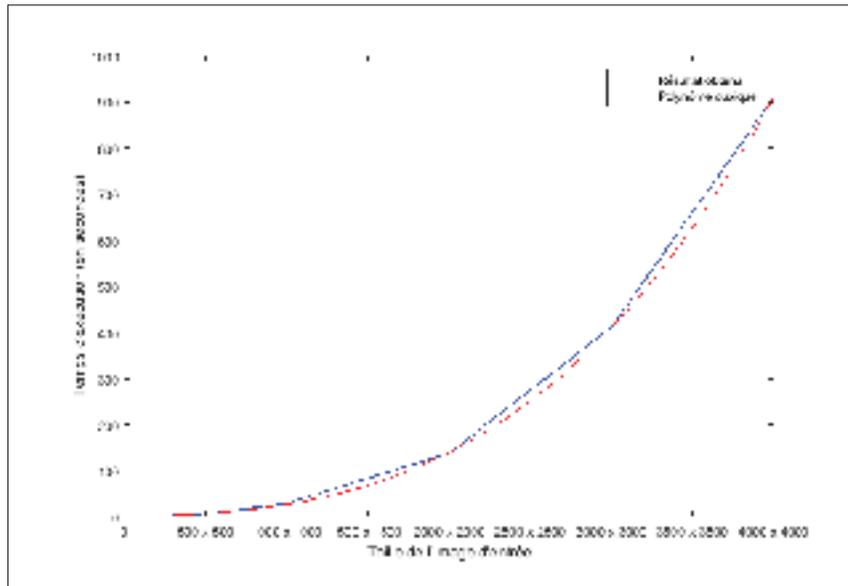


Figure 4.21 Le temps d'exécution en fonction de la taille de l'image

La figure 4.21 illustre l'évolution du temps d'exécution de l'algorithme proposé exprimé en secondes en fonction de la taille de l'image d'entrée. L'axe horizontal représente la taille de l'image d'entrée et l'axe vertical indique le temps d'exécution exprimé en secondes. La courbe associée à notre algorithme est représentée en bleu, tandis qu'une approximation de cette courbe obtenue en utilisant un polynôme cubique est tracée en rouge. Comme on peut le constater, la courbe associée à l'algorithme proposé est très proche de la courbe décrivant un polynôme cubique ; nous pouvons déduire que la complexité de notre algorithme d'extraction des rivières est  $\mathcal{O}(n^3)$ , ce temps d'exécution peut être considéré comme très raisonnable compte tenu de la complexité des images RSO.

Pour des images plus petites que 2500 x 2500 pixels, le temps d'exécution nécessaire pour obtenir des résultats est de moins de 5 minutes. Également, si nous considérons des images de dimensions plus petites que 1000 x 1000 pixels, seulement quelques secondes sont nécessaires pour exécuter l'algorithme global. D'après les informations fournies par la figure 4.21 et en

tenant compte de la résolution de l'image (6 mètres), nous pouvons en déduire que seulement 15 minutes sont nécessaires pour appliquer l'algorithme proposé sur une superficie de 576 Km<sup>2</sup>. En conclusion, nous croyons que notre méthode proposée est tout à fait appropriée pour le problème d'extraction de la rivière et est très efficace pour ce type d'application où le temps d'exécution requis est pris en compte.

### **Comparison avec la technique des contours actifs et le seuil d'Otsu**

Nous allons proposer dans ce paragraphe une analyse quantitative et qualitative des résultats basée sur les mesures introduites afin de mettre en évidence la performance de notre méthode. Nous comparons, d'abord, notre technique à d'autres méthodes utilisées dans le processus d'extraction des rivières. Certaines de ces techniques ne sont pas appliquées directement à l'extraction de la rivière, mais représentent plutôt une étape importante sur laquelle plusieurs approches ont été fondées. Ce type de comparaison permettra de repérer les faiblesses des approches fondées sur les caractéristiques radiométriques ou basées sur la détection des contours. La première technique est le seuil d'Otsu, utilisé comme une technique de seuillage automatique de l'image et permet de séparer une image en deux ou plusieurs classes en maximisant la variance interclasse Otsu (1979), Liao *et al.* (2001). La seconde technique s'appuie sur les contours actifs, appelés en anglais *Snakes* Kass *et al.* (1988). Un contour actif est une spline minimisant une fonction d'énergie et guidée par des forces externes qui le tirent vers des caractéristiques dans l'image tels que les contours et/ou les lignes.

La figure 4.22b montre le résultat de l'application du seuil automatique d'Otsu sur une zone urbaine, avec une valeur de seuil optimale de 108. La figure 4.22e représente le résultat de l'application du seuil automatique d'Otsu sur une zone rurale, avec une valeur de seuil optimale de 113, et la figure 4.22h montre le résultat de l'application du seuil automatique d'Otsu sur une zone montagneuse, avec une valeur de seuil optimale de 127. Comme indiqué dans les figures 4.22b, 4.22e et 4.22h, cette technique de seuillage permet d'extraire avec précision les rivières et les lacs grâce à leur faible contraste par rapport à d'autres objets dans l'image, mais elle conserve d'autres fausses alarmes caractérisées par une réponse radiométrique similaire.

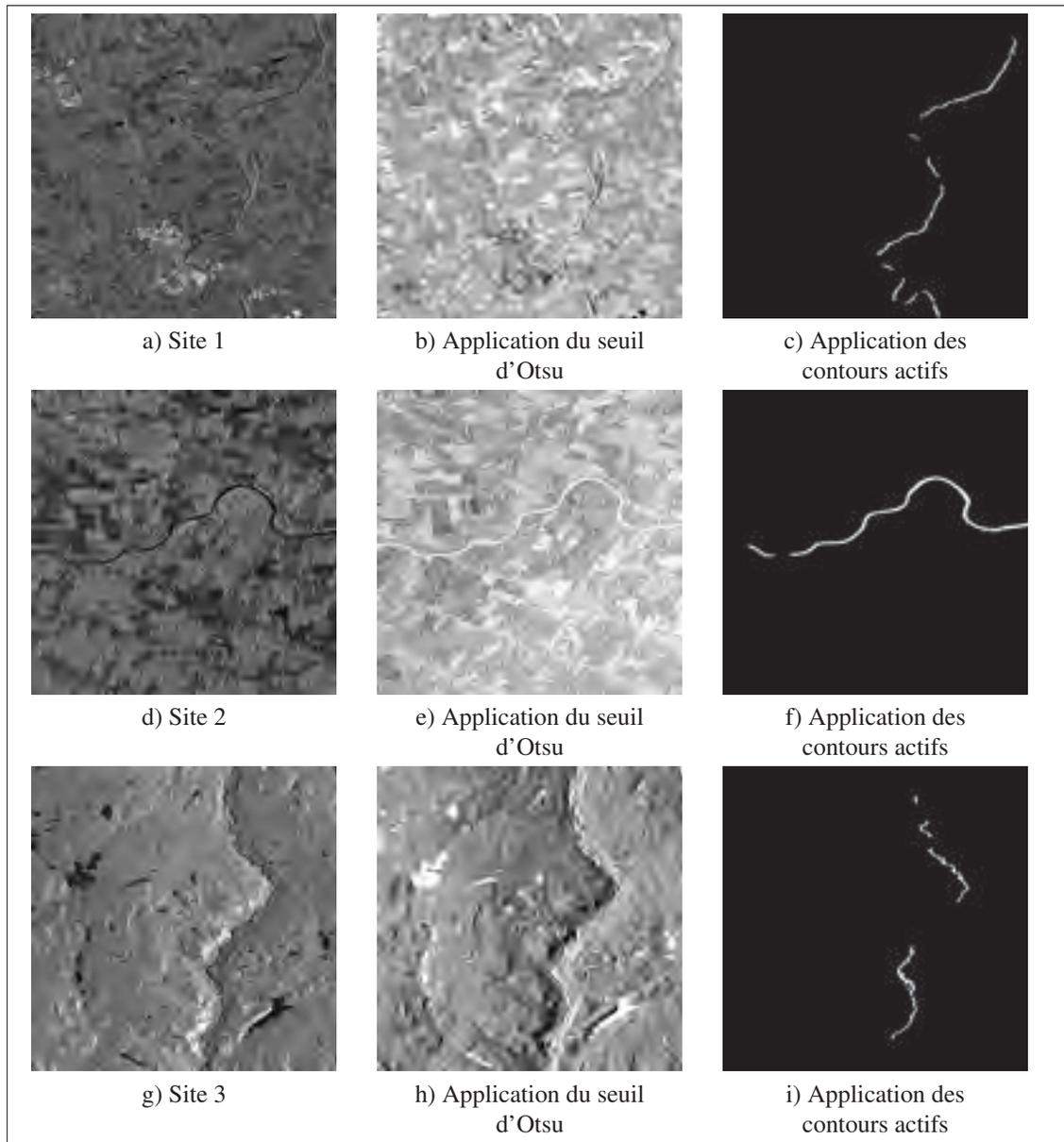


Figure 4.22 Les résultats obtenus par application du seuil d'Otsu et les contours actifs

La figure 4.22c montre le résultat de l'application de la technique des contours actifs sur le site 1 ; 15 pixels ont été définis comme des germes pour l'initialisation de l'algorithme. La figure 4.22f montre le résultat de l'application des contours actifs sur le site 2 (rural), dans laquelle seulement 5 pixels ont été sélectionnés comme les germes pour l'initialisation de l'algorithme. La figure 4.22i représente le résultat obtenu en appliquant la même technique sur le site 3 qui représente une zone montagneuse, dans laquelle 10 pixels ont été sélectionnés comme

des germes pour l'initialisation de l'algorithme. Nous pouvons en déduire que la technique de segmentation par des contours actifs donne de meilleurs résultats que le seuil Otsu en termes de précision et de réduction des fausses alarmes. Cependant, une étape d'initialisation ainsi qu'un nombre élevé de germes sont nécessaires pour obtenir de bons résultats, en particulier dans les zones où la surface de la rivière est très mince, comme dans le cas des zones urbaines.

Tableau 4.4 Les résultats de la comparaison des performances de notre algorithme pour l'extraction des rivières avec le seuil d'Otsu et les contours actifs en utilisant la première métrique

	Site1			Site2			Site3		
	Com	Exa	Red	Com	Exa	Red	Com	Exa	Red
Le seuil d'Otsu	0,143	0,008	0,01	0,356	0,1	0,01	0,23	0,01	0,02
Les contours actifs	0,997	0,89	0,289	0,997	0,846	0,148	0,995	0,91	0,51
La méthode proposée	0,985	0,88	0,138	0,997	0,964	0,2	0,997	0,945	0,3

Comme indiqué dans le tableau 4.4, en termes de redondance, le seuil d'Otsu obtient de meilleurs résultats qu'à la fois la technique des contours actifs et notre méthode, avec une valeur de 0,01 par rapport à 0,289 et 0,138, respectivement, pour le site 1. Cette performance montre que cette approche basée sur une classification pixellique est capable d'extraire la quasi-totalité des pixels qui appartiennent à la classe rivière, contrairement à la technique des contours actifs qui nécessite une initialisation appropriée et bloque à chaque occlusion ou lors d'une forte réponse du gradient. Notre technique basée sur l'analyse de la texture est fondée sur le calcul de l'homogénéité et peut donc être influencée par des pixels bruités entourant le pixel d'intérêt, ce qui influe sur les résultats. Cependant, en termes d'exactitude, le seuil d'Otsu donne de très mauvais résultats en raison de sa sensibilité au chatoiement. Notre approche et la technique des contours actifs obtiennent des résultats très acceptables en termes d'exactitude avec 0,89 et 0,88 et de complétude avec 0,985 et 0,997, respectivement, pour le site 1. Nous constatons également que notre approche surpasse les contours actifs en termes d'exactitude

et de précision pour le site 3, avec des résultats très comparables dans le cas du site 2. Nous pouvons conclure que, pour les approches basées sur une classification pixellique, le résultat de l'extraction de l'objet d'intérêt est très prometteur, mais plusieurs fausses alarmes sont également retenues. La segmentation par des contours actifs est une méthode semi-automatique très dépendante de l'étape d'initialisation et inefficace pour les rivières étroites, comme nous l'avons indiqué dans le cas du site 3 où la précision est de 0,49 par rapport à 0,98 pour le seuil d'Otsu et 0,7 pour notre technique. Notre méthode est une approche automatique qui offre un bon compromis par rapport aux deux autres méthodes décrites ci-dessus avec des performances acceptables pour les trois sites d'étude.

### **Comparaison avec la méthode décrite dans Klemenjak *et al.* (2012)**

Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature pour résoudre le problème d'extraction des rivières à partir d'images RSO, mais peu d'entre elles ont obtenu des performances élevées en raison de la complexité des images radar et la présence de bruit. Parmi les travaux les plus intéressants, nous citons celui de Klemenjak *et al.* (2012). Leur approche proposée pour l'extraction des rivières est basée principalement sur trois phases : 1- Génération d'un profil morphologique à partir de chaque pixel de l'image en appliquant une série de fermetures par des chemins en variant la valeur de  $L_{min}$  ( $L_{min}$  est associée à la longueur minimale tolérée pour un chemin donné) ; 2- Regroupement des pixels résultants en trois groupes : "confiants non-eau-pixels-d'apprentissage", "potentiels non-eau-pixels-d'apprentissage" et "potentiels eau-pixels-d'apprentissage" ; et 3- Application d'une classification supervisée pour identifier les deux classes "eau" et "non-eau" à l'aide d'un séparateur à vastes marges bi-classes (*one-class SVM*) An *et al.* (2015). La phase d'apprentissage est effectuée en utilisant des zones de la classe "potentiels eau-pixels-d'apprentissage" comme des échantillons de la classe eau et des zones de la classe "potentiels non-eau-pixels-d'apprentissage" comme des échantillons de la classe non-eau. Cette technique a été appliquée à des images RSO à haute résolution et a fourni des résultats assez précis. Pour mieux évaluer la performance de notre algorithme, nous avons im-

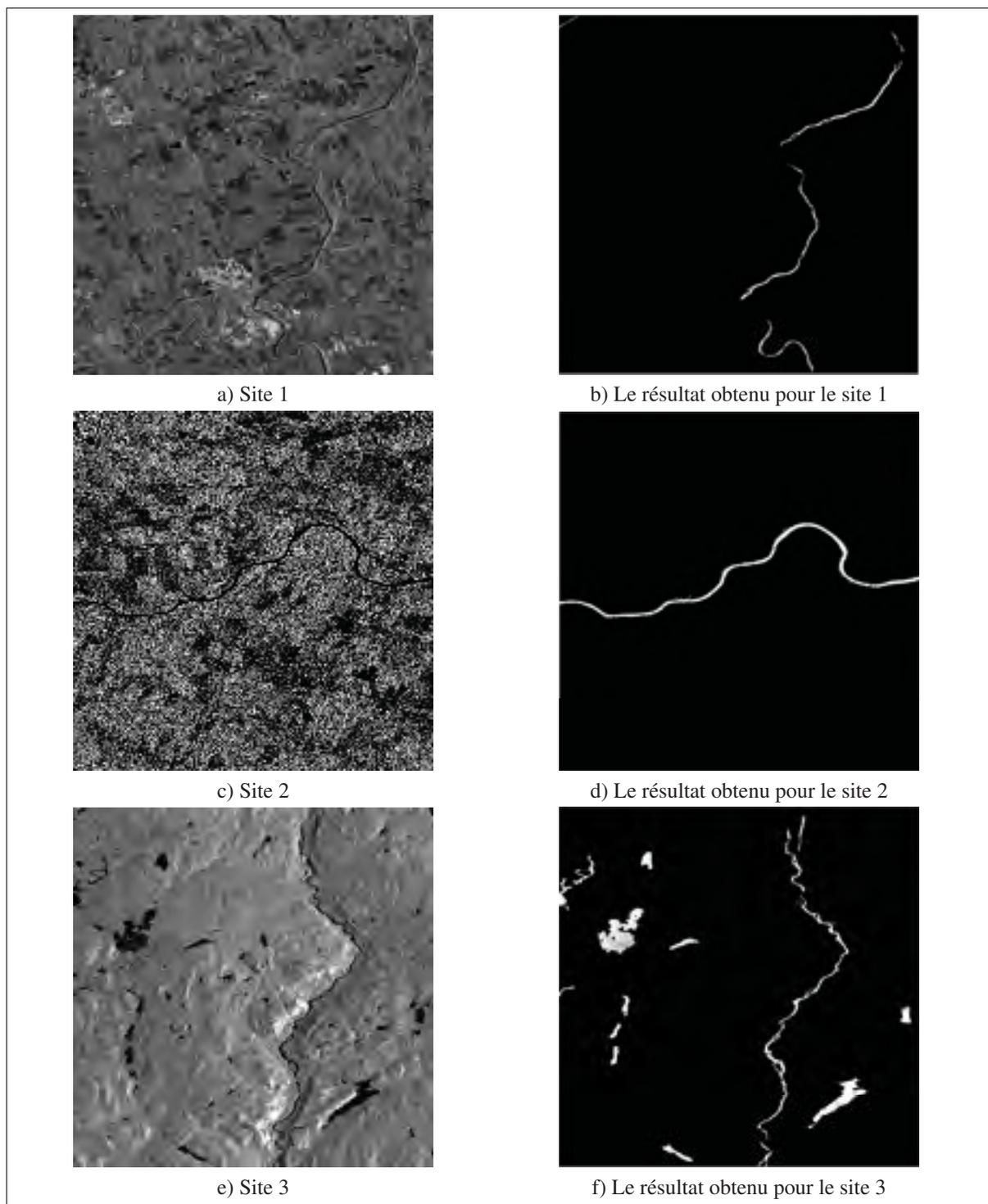


Figure 4.23 Le résultat de la méthode proposée par Klemenjak *et al.* (2012)

plémenté l'approche proposée dans Klemenjak *et al.* (2012) en utilisant la bibliothèque OTB. Nos résultats obtenus sont décrits ci-dessous.

La figure 4.23b montre le résultat de la technique proposée dans Klemenjak *et al.* (2012) appliquée à l'image du site 1. Il est clair que, bien que la majeure partie de la rivière a été correctement extraite, certaines portions de la rivière sont manquantes, en particulier celles délimitées par des occlusions ou passant par une zone urbaine. Une partie de la route apparaissant dans le coin supérieur gauche de l'image a été également retenue. La figure 4.23d décrit le résultat de l'application de la même technique sur une zone rurale. La rivière a été complètement extraite sans la présence de fausses alarmes. Nous pouvons en déduire que cette approche est très appropriée pour les rivières caractérisées par une largeur considérable et celles qui n'ont pas d'occlusions sur leur surface. La figure 4.23f montre le résultat de la même approche, mais appliquée cette fois-ci à une zone montagneuse. L'image résultante montre clairement la présence de fausses alarmes, indiquées par certains lacs retenus aux alentours de la rivière. À partir de ces observations, nous concluons que cet algorithme n'est pas très efficace dans la distinction entre les rivières et les lacs. Le tableau 4.5 représente l'évaluation quantitative des résultats de l'approche proposée par Klemenjak *et al.* (2012) et ceux obtenus par application de la méthode que nous proposons sur les images qui représentent les trois sites d'étude :

Tableau 4.5 Les résultats de la comparaison des performances de notre algorithme pour l'extraction des rivières avec l'approche de Klemenjak *et al.* (2012) en utilisant la première métrique

	Site1			Site2			Site3		
	Com.	Exa.	Red.	Com.	Exa.	Red.	Com.	Exa.	Red.
Klemenjak <i>et al.</i> (2012)	0,996	0,839	0,402	0,996	0,861	0,232	0,978	0,236	0,303
Klemenjak <i>et al.</i> (2012) + filtrage des lacs	0,996	0,839	0,402	0,996	0,861	0,232	0,99	0,853	0,303
L'approche proposée	0,985	0,88	0,138	0,997	0,964	0,2	0,997	0,945	0,3

En comparant les résultats des deux techniques présentées dans le tableau 4.5, nous pouvons conclure que la complétude obtenue est très similaire pour la méthode proposée par Klemenjak *etal.* (0,996) et pour notre approche (0,985) appliquée au premier site d'étude. La valeur de la complétude obtenue par les deux approches est aussi élevée et proche l'une de l'autre pour les sites 2 et 3. Cela prouve que les deux techniques sont capables d'extraire avec précision la surface de la rivière avec une bonne performance pour les différents sites d'étude. Cependant, la mesure d'exactitude réalisée par l'approche de Klemenjak *etal.* diminue considérablement pour le site 3, passant de 0,839 mesurée pour le site 1 à 0,236 pour le site 3, contrairement à notre algorithme qui a maintenu à peu près la même valeur de l'exactitude. Cette différence dans la mesure de l'exactitude est due à la présence de quelques lacs retenus comme rivières dans la région montagneuse alors qu'ils représentent des fausses alarmes. Pour le site 1, notre algorithme a réalisé des résultats meilleurs que Klemenjak *etal.* avec 0,138 par rapport à 0,402, en termes de redondance. La zone urbaine du site 1 comprend des occlusions sur la surface de la rivière combinées avec des surfaces étroites qui caractérisent les rivières dans ces zones urbaines, ces deux facteurs influencent sur les performances obtenues, contrairement à notre approche qui fournit une étape de reconstruction qui lui permet de surmonter ces problèmes. Nous avons aussi combiné la technique proposée dans Klemenjak *et al.* (2012) à l'étape de séparation entre les rivières et les lacs de notre algorithme et les résultats obtenus sont présentés à la deuxième ligne du tableau 4.5. Comme prévu les valeurs de la complétude, de l'exactitude et de la redondance pour le site 1 et 2 n'ont pas changé puisqu'il n'y a pas de lacs dans ces deux sites et donc l'ajout de cette étape de prétraitement n'a aucune incidence sur la performance globale de l'approche proposée par Klemenjak *et al.* (2012). Par contre, nous avons remarqué pour le site 3 que la complétude a considérablement augmenté de 0,236 à 0,853 suite à l'ajout de l'étape de filtrage des lacs. En conclusion, l'ajout d'une phase de suivi consacrée à la reconstruction de la structure de la rivière et une étape de distinction entre les rivières et les lacs a permis à notre approche de surpasser significativement l'algorithme de Klemenjak *etal.*, et donc nous concluons que la méthode que nous proposons peut être appliquée avec succès à différents scénarios de test.

### 4.6.3 Identification des zones inondées

#### Présentation des résultats

Les deux figures 4.24a et 4.24b décrivent la première zone d'étude avant et après les inondations de la rivière Richelieu (fin avril 2011). Les deux images ont été acquises par le satellite RADARSAT-2, avec une résolution spatiale de 8 mètres et en utilisant la polarisation HH (adéquate pour l'étude des surface d'eau dans les images radar). Elles ont été fournies en format brut, ce qui implique qu'une étape de prétraitement incluant le calibrage, l'orthorectification et la coregistration de ces deux images était nécessaire pour pouvoir appliquer notre approche proposée pour l'extraction des zones inondées. La figure 4.24c montre le résultat de l'application de notre technique sur la première zone d'étude, avec la couleur bleu clair qui désigne l'état de la rivière avant les inondations et la couleur bleu foncé qui désigne l'étendue des inondations suite à la catastrophe. Nous pouvons constater que la limite entre la zone occupée par la surface de la rivière et la zone inondée a été identifiée avec précision et exactitude. Le descripteur de texture utilisé était en mesure de caractériser la réponse de l'eau dans l'image par rapport à d'autres zones de réponse radiométrique similaire. Aussi, le bruit et les petits artefacts ont été correctement éliminés de l'image de l'après-catastrophe par application d'un élément structurant de petite taille permettant de filtrer le bruit et de conserver en même temps les zones inondées.

Les figures 4.24d et 4.24e montrent la deuxième zone d'étude avant et après la même catastrophe. Une partie de la zone d'intérêt couvre une partie de la ville de Saint-Jean-sur-Richelieu. Les mêmes caractéristiques fixées lors de l'acquisition des deux premières images ont été utilisées pour générer ces deux images. La figure 4.24f décrit le résultat obtenu par application de notre approche sur les deux images de la deuxième zone d'intérêt. Une première remarque que nous pouvons tirer à partir de l'image résultante est qu'une partie de la rivière occluse par un pont qui relie les deux parties de la ville n'a pas été détectée lors de la première phase de l'algorithme, ce qui explique son affectation à la zone inondée. Du point de vue précision et exactitude, l'inspection visuelle du résultat obtenu montre que seules les zones appartenant à

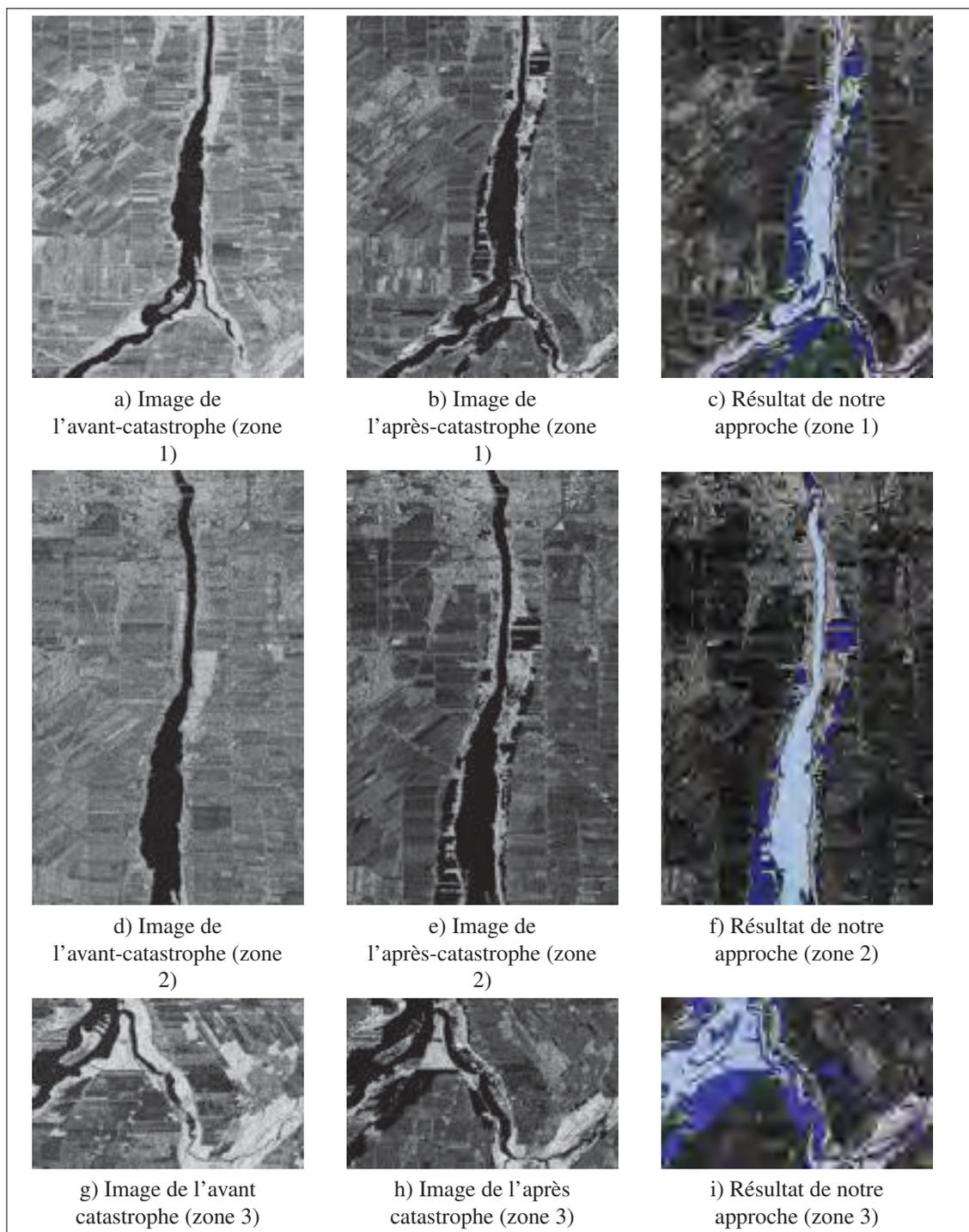


Figure 4.24 Les résultats obtenus par application de notre approche pour l'extraction des zones inondées (la zone en bleu clair qui désigne la surface de la rivière et la zone en bleu foncé désigne l'étendue de l'inondation)

la rivière ont été marquées en bleu clair. Une route en haut à gauche de l'image n'a pas été détectée par l'algorithme, ce qui appuie les constatations que nous avons tirées dans la première partie de notre étude expérimentale.

Les figures 4.24g et 4.24h montrent la troisième zone d'étude avant et après les inondations de la rivière Richelieu. Cette zone couvre la région la plus touchée lors de cette catastrophe. Les mêmes caractéristiques fixées lors de l'acquisition des deux premières images ont été utilisées pour générer ces deux images. Nous pouvons constater à partir de la figure 4.24i qu'au même titre que les résultats obtenus par application de notre approche sur les deux premières zones de test, notre technique était en mesure d'identifier la zone inondée et la surface de la rivière avec précision. Seule une région étroite de la rivière qui n'a pas été détectée par l'algorithme lors de la phase d'extraction des rivières et qui a donc été retenue lors de la phase de détection des inondations comme étant une fausse alarme.

### **Évaluation des résultats obtenus**

Afin de comparer et évaluer les résultats obtenus par application de notre algorithme dédié à la détection des zones inondées, nous nous sommes principalement basés sur le rapport technique du groupe de travail international du lac Champlain et de la rivière Richelieu Commission mixte internationale (2015) qui a été fourni à la commission mixte internationale (le Canada et les États-Unis), le 30 novembre 2015. Ce rapport fournit, en se basant sur une combinaison de données anciennes et nouvelles, une description détaillée de la catastrophe du printemps 2011 et des zones qui seraient touchées si les niveaux d'eau du lac Champlain et de la rivière Richelieu atteignaient diverses hauteurs. Aussi, des images satellitaires acquises par le satellite EO-1/ALI dans le cadre de cette entente et rendues publiques par l'Administration nationale de l'aéronautique et de l'espace (NASA) ont été utilisées dans l'évaluation des dommages causés par les inondations et ont servi de vérité terrain. Les figures 4.25a et 4.25b représentent deux images acquises lors de cette catastrophe par le satellite EO-1/ALI, le 8 mai 2011.

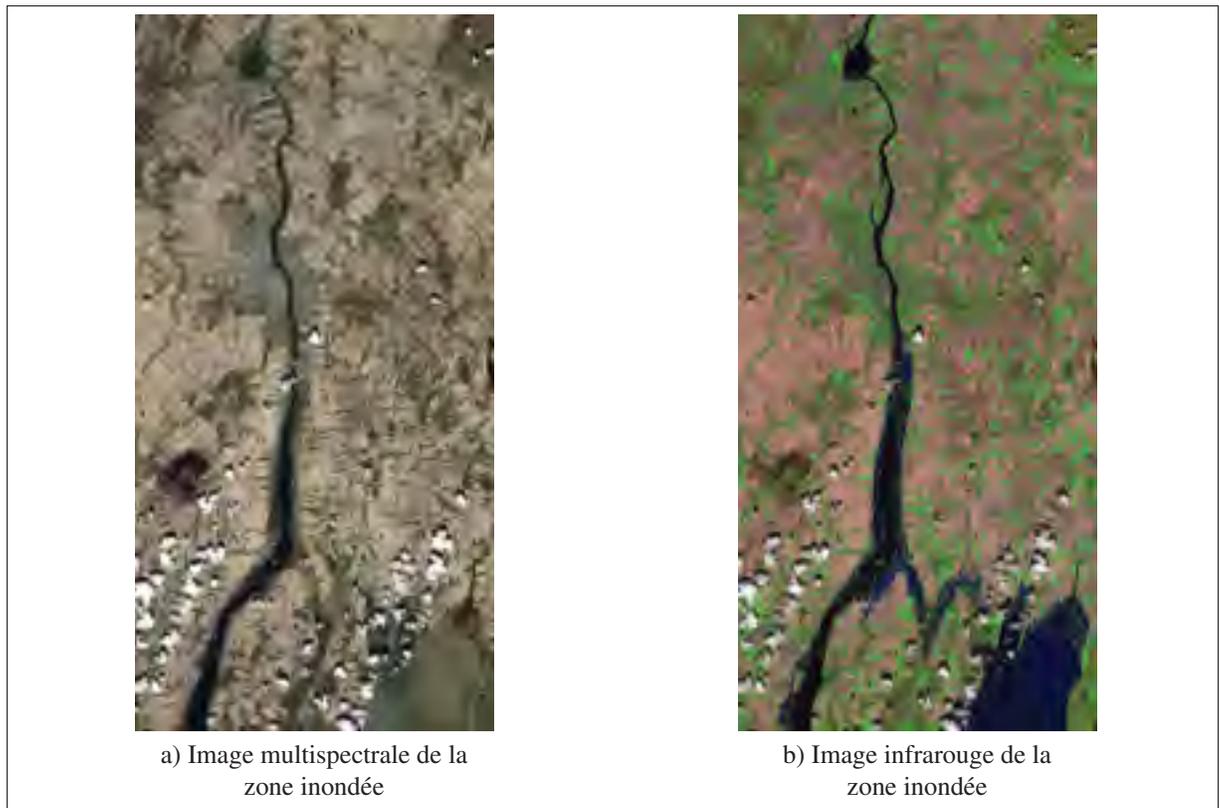


Figure 4.25 Les images du satellite EO-1/ALI utilisées dans l'expérimentation

Tableau 4.6 La matrice de confusion calculée à partir de la première zone d'étude

		Classe prédite		
		Zone d'eau libre	Zone inondée	Zone non-inondée
Classe réelle	Zone d'eau libre	99	0	0,1
	Zone inondée	1	100	1,9
	Zone non-inondée	0	0	98

Le tableau 4.6 montre les valeurs de la matrice de confusion obtenues par comparaison des résultats de notre algorithme avec la vérité terrain. Les éléments verticaux du tableau désignent les classes prédites par notre technique, tandis que les éléments horizontaux du tableau sont

associés aux classes réelles. Nous voudrions aussi mentionner que pour simplifier l'interprétation de la matrice de confusion, ses valeurs ont été normalisées afin d'obtenir des pourcentages d'appartenance des pixels de l'image à une classe donnée. Pour la classe zone d'eau libre, 99% des pixels prédits appartiennent à la bonne classe. Tandis que, seulement 1% des pixels classés par notre algorithme comme zone d'eau libre appartiennent réellement à la classe zone inondée. Pour la classe zone inondée, tous les pixels ont été correctement classés, ce qui prouve l'exactitude et la précision de notre technique dans l'extraction des zones inondées. Finalement, pour la classe zone non-inondée, seulement 2% des pixels ont été mal classés par l'algorithme. Ces résultats sont justifiables puisque la phase de détection des zones inondées est dépendante de la première étape qui consiste à extraire la surface de la rivière, ce qui explique la provenance de ce faible taux de fausses alarmes. Mais, les résultats obtenus restent très satisfaisants. À partir de cette matrice de confusion plusieurs mesures de qualité et de précision peuvent être déduites, parmi ces mesures nous nous intéressons à l'évaluation de la qualité de la classification à l'aide du coefficient *Kappa* Stehman (1997). Cette mesure décrit le degré de la concordance entre les classes prédites et les classes réelles et est donnée par la formule suivante :

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (4.34)$$

$$P_e = \sum_{\text{toutes les classes}} \left( \sum \text{éléments de la classe sur l'axe horizontale} \times \sum \text{éléments de la classe sur l'axe verticale} \right) \quad (4.35)$$

avec  $P_0$  la proportion d'accord observée (somme des éléments sur la diagonale de la matrice de confusion), et  $P_e$  la proportion d'accord attendue sous l'hypothèse d'indépendance des jugements. À partir de cette formule, nous obtenons une valeur de  $k = 0,96$  qui représente un très bon résultat sachant qu'un classifieur est dit excellent si sa valeur *Kappa* est supérieure à 0,81.

Les résultats du calcul de la matrice de confusion associés aux deux tableaux 4.7 et 4.8 sont très proches des résultats du premier tableau avec une légère variation dans le nombre de pixels

Tableau 4.7 La matrice de confusion calculée à partir de la deuxième zone d'étude

		Classe prédite		
		Zone d'eau libre	Zone inondée	Zone non-inondée
Classe réelle	Zone d'eau libre	99	0	0
	Zone inondée	1	100	1,94
	Zone non-inondée	0	0	98

Tableau 4.8 La matrice de confusion calculée à partir de la troisième zone d'étude

		Classe prédite		
		Zone d'eau libre	Zone inondée	Zone non-inondée
Classe réelle	Zone d'eau libre	99	0	0
	Zone inondée	0,34	100	1,6
	Zone non-inondée	0	0	98

classés par notre algorithme comme zone non-inondée appartenant réellement à la classe zone inondée. Les valeurs de l'indice *Kappa* sont respectivement  $k = 0,97$  et  $k = 0,975$ , ce qui confirme les conclusions tirées par interprétation des valeurs du premier tableau.

#### 4.6.4 Discussion

L'extraction des rivières à partir d'images RSO est un problème difficile compte tenu de la forme arbitraire associée à l'objet d'intérêt et le chatouement qui caractérise ces images. Une technique innovante pour résoudre ce problème est proposée dans ce chapitre. L'approche proposée applique d'abord une classification pixellique de l'image d'entrée pour extraire les descripteurs locaux, puis les connaissances identifiées à partir des échelles grossières sont intro-

duites afin de discriminer les rivières. La classification basée pixels est réalisée par analyse de la texture locale calculée dans une fenêtre glissante, et les résultats obtenus sont très prometteurs. La seconde étape consiste à éliminer le bruit, dans laquelle une nouvelle application de l'opérateur d'ouverture par des chemins a été proposée. Par la suite, une étape de reconstruction est effectuée afin d'éviter d'interpréter les segments formant la rivière indépendamment et donc de les considérer comme étant des objets à part. La dernière étape de l'algorithme comprend une application de la méthode du rectangle englobant pour distinguer entre des rivières et des lacs. Cette variante de la technique originale a montré son efficacité, même dans les situations les plus ambiguës.

En général, les routes, en dépit de leur structure homogène, ne sont pas retenues comme candidats par application de la première phase de l'algorithme. Cela est dû aux dimensions de leur surface considérée comme une petite zone homogène comparée à celles des rivières et sont donc automatiquement rejetées. Cependant, dans certains cas, en particulier dans les zones urbaines, nous avons remarqué que les autoroutes (qui relient habituellement les villes) ont été partiellement ou complètement retenues par l'algorithme, ce qui génère de fausses alertes qui peuvent fausser les résultats obtenus. La distinction entre les routes et les rivières est un problème compliqué pour deux raisons :

- Ces objets sont caractérisés par leur surface homogène qui peut être similaire dans de nombreux cas à celle des rivières.
- Leur forme allongée et leur structure quasi droite leurs permettent de passer à travers notre test basé sur la forme, contrairement aux lacs qui sont facilement identifiables.

Comme déjà mentionnée, dans la dernière phase de l'algorithme, la distinction entre les lacs et les rivières est relativement simple. Les lacs sont caractérisés par une valeur de notre indice de forme très proche de 1, alors que les rivières sont caractérisées par une valeur élevée de ce dernier. Cependant, la clé pour identifier les routes est basée sur la constatation suivante ; en raison de sa forme quasi droite, la route est caractérisée par une valeur relativement faible de l'indice de forme par rapport à celle associée aux rivières. En d'autres termes, la surface de la

route couvre une grande partie de la surface du rectangle englobant, ce qui implique qu'une valeur inférieure de l'indice de forme est associée, mais en même temps, cette valeur reste supérieure à 1. Une étape d'apprentissage peut être ajoutée pour différencier entre les différents intervalles de l'indice de forme associés aux lacs, les rivières et les routes, respectivement.

Les bonnes performances obtenues par notre algorithme sont principalement dues au bon choix des paramètres suivants : 1. Les seuils T1 et T2 utilisés lors de l'application du descripteur de texture *SFS-SD*, 2. La longueur minimale de l'élément structurant utilisé, 3. Le rapport obtenu en divisant la valeur de la surface associée au plus petit rectangle englobant l'objet par la valeur de la surface associée à l'objet d'intérêt et enfin 4. Le choix de la taille de la fenêtre d'analyse employée dans la phase de suivi. Le choix des paramètres 2, 3 et 4 est relativement simple étant donné que ces paramètres ne dépendent pas de la résolution spatiale de l'image d'entrée. Le paramètre décrivant la longueur minimum du chemin (numéro 2), par exemple, vise à filtrer les petits objets qui représentent le bruit ou les petits artefacts présents dans l'image et donc une valeur supérieure à 20 ou 30 pixels devrait donner les résultats souhaités. La seule limitation réside dans le choix de la valeur de la borne supérieure, elle doit être fixée de telle sorte qu'elle conserve les petites portions appartenant à la rivière. Comme nous l'avons mentionné dans la méthodologie proposée, ce seuil a été fixé à 50, mais d'autres valeurs peuvent également donner de bons résultats. En ce qui concerne le choix du paramètre 3, nous avons déduit par application de l'algorithme sur différentes images RSO qu'une valeur supérieure à 5 de ce ratio donne les résultats souhaités. Le quatrième paramètre définit la taille de la fenêtre de recherche utilisée dans la phase de suivi des segments de la rivière. Il n'y a pas de restriction stricte sur la valeur de ce paramètre, mais en nous basant sur notre étude expérimentale, nous avons conclu que la valeur 50 x 50 était très appropriée, car elle représente un compromis entre une valeur très faible qui ne permet pas de détecter des segments voisins et une grande valeur qui reliera tous les segments étroits et ajoute ainsi certains candidats qui ne font pas partie de la rivière. Reste le choix des deux premiers paramètres qui représente un problème difficile. Ces deux paramètres sont : T1 associé au seuil radiométrique et T2 associé au seuil spatial et qui ont été fixés à 8 et 100, respectivement, dans ce travail, mais la modification de ces paramètres doit

être prise en considération si nous traitons des images caractérisées par différentes résolutions spatiales. En conclusion, notre technique pour l'extraction des rivières peut être considérée comme une méthode automatique pour les images radars à très haute résolution (3m à 6m), mais une phase de réglage des paramètres doit être envisagée si nous traitons des images de résolutions spatiales différentes.

#### **4.7 Conclusion**

Une nouvelle approche conçue pour l'extraction des dommages causés par les inondations à partir des images RSO est proposée et testée. La technique proposée consiste à fusionner les résultats de la classification pixellique basée sur le descripteur de texture *SFS-SD* et des connaissances de haut niveau sur la forme de l'objet d'intérêt afin d'identifier la structure de la rivière. La logique floue est par la suite employée comme opérateur de fusion entre les descripteurs. Autant que nous sachions, le descripteur d'homogénéité est utilisé pour la première fois pour identifier les rivières à partir de ces types d'images, et les résultats obtenus sont très prometteurs. Les expériences effectuées sur les images acquises par le satellite RADARSAT-2 à partir de différentes régions du Canada montrent que notre algorithme fournit un très bon rapport qualité d'extraction / temps d'exécution par rapport aux approches existantes dans la littérature, et il fonctionne très bien sur les images bruitées et en présence d'occlusions. De nombreuses pistes de recherche intéressantes sont possibles à la suite de ce travail, parmi lesquelles nous citons : la possibilité d'intégrer l'information radiométrique obtenue à partir des images optiques dans la phase de détection de la surface de l'eau comme l'indice de teneur en eau par différence normalisée (NDWI), qui peut discriminer efficacement les surfaces d'eau et fournir des informations complémentaires à celles fournies par le descripteur de texture utilisé. La fusion des données optiques et radar est très prometteuse dans ce type d'application, et nous sommes particulièrement intéressés par l'utilisation de la théorie de Dempster-Shafer employée pour fusionner des sources d'information qui peuvent être à la fois hétérogènes et en contradiction.

## CONCLUSION GÉNÉRALE

L'extraction des structures linéaires et l'évaluation de leurs dommages suite à une catastrophe majeure ont été étudiées dans le cadre de cette thèse. Deux techniques basées sur les particularités des images optiques et radar à très haute résolution spatiale sont proposées afin de résoudre le problème d'extraction des dommages des routes suite à un tremblement de terre et le problème d'identification des zones sinistrées suite à des inondations. Nous avons en particulier démontré l'intérêt de l'utilisation des approches multiéchelles qui combinent à la fois l'information locale et globale pour décider l'échelle la plus adéquate pour extraire l'objet d'intérêt ou pour filtrer l'information non pertinente.

Le premier chapitre de cette thèse est dédié à la présentation de la Charte internationale espace et catastrophe majeure, qui représente le cadre applicatif de ce travail. Une revue des ressources satellitaires disponibles, le processus d'activation de la Charte et la nature des catastrophes supportées nous a permis de définir nos objectifs et de déterminer les catastrophes auxquelles nous devrions nous intéresser. L'analyse des anciennes activations de la Charte nous a permis de se faire une idée sur les techniques utilisées pour la génération des informations utiles issues des données satellitaires et de décider par conséquent la méthodologie que nous devrions adopter en prenant en considération plusieurs facteurs comme : le temps de réponse, la non-disponibilité de certaines informations peu de temps après l'événement et la précision des résultats à fournir.

Le deuxième chapitre dresse un état de l'art complet des techniques utilisées dans la littérature pour extraire les structures linéaires. Les approches décrites ont été classées en trois familles d'approches : 1- les approches locales, 2- les approches globales, et 3- les approches multiéchelles afin de pouvoir tirer les avantages et les inconvénients de chaque famille d'approche et argumenter le choix de notre méthodologie. Différents types de distorsions géométriques et radiométriques qui touchent à la fois les capteurs optiques et radar ont été aussi soulignés dans ce chapitre et les techniques de correction généralement employées pour remédier à ces problèmes ont été décrites. La dernière section de ce chapitre est consacrée à la description des méthodes employées pour la détection des dégâts et les limitations des approches basées sur l'extraction directe des dommages ont été discutées. Ce chapitre est de grande importance

puisqu'il a permis de présenter une revue de littérature des approches utilisées et de justifier le choix des techniques adoptées dans les deux chapitres qui suivent.

Le troisième chapitre décrit la méthode adoptée pour l'extraction des routes à partir des images optiques et l'évaluation de leurs dommages suite à un tremblement de terre. La technique proposée pour extraire les routes est principalement basée sur la transformée multiéchelle en beamlets capable d'identifier la meilleure échelle pour l'extraction des structures linéaires ; 1- D'abord une phase de prétraitement est appliquée sur l'image d'entrée afin de réduire sa complexité et d'éliminer le bruit présent dans l'image. 2- Puis, une décomposition multiéchelle en pyramide de beamlets est réalisée et les axes principaux de la route sont identifiés. 3- Finalement, les beamlets extraits à partir des échelles inférieures sont agrégés en respectant des règles de linéarité pour pouvoir reconstruire la totalité du réseau routier. Cette technique permet de limiter la zone de recherche des dommages subis par les routes et de réduire considérablement le temps d'exécution de l'algorithme. La deuxième étape consiste à identifier les zones endommagées et décider pour chaque changement détecté s'il est dû à la catastrophe ou à d'autres facteurs. Une segmentation multiéchelle est employée dans le but d'identifier les objets présents sur la surface de la route, puis la divergence de Kullback-Leibler est appliquée pour détecter la présence de changement. La deuxième phase de l'extraction des dommages consiste à déterminer la nature du changement en utilisant la théorie des fonctions de croyance qui nous a permis de fusionner différentes sources d'informations hétérogènes. Les résultats obtenus ont été discutés dans une section dédiée à l'étude expérimentale et les performances de la technique proposée ont été démontrées en la comparant à des approches existantes.

Le quatrième chapitre traite du problème d'identification des dégâts originaires des inondations. La technique exposée se base sur la combinaison de l'information locale issue d'un descripteur de texture et de l'information globale générée par comparaison de la forme des rivières et des lacs. Une fusion basée sur la logique floue est, par la suite, utilisée pour identifier l'étendue de l'eau et détecter les zones inondées. Afin d'évaluer les performances de notre technique, des données réelles acquises lors des inondations du lac Champlain et la rivière Richelieu ont

été obtenues et utilisées pour tester les algorithmes développés et les résultats obtenus montrent les potentiels de notre approche proposée.

Les contributions majeures de cette thèse se résument aux points suivants :

- L'application originale de la transformée en beamlet pour résoudre le problème d'extraction du réseau routier à partir des images optiques à très haute résolution. Cette étape comprend aussi le calcul du plus petit rectangle englobant pour établir une distinction entre les bâtiments et les routes, cette variante de la technique originale est utilisée dans cette thèse pour la première fois dans la littérature.
- La segmentation multiéchelle de la surface de la route en se basant sur la transformée en ondelettes a fourni des résultats impressionnants comparés aux techniques proposées pour la segmentation des images satellitaires à très haute résolution.
- La méthode décrite pour extraire les rivières à partir des images radar diffère des autres techniques existantes par sa faible sensibilité au chatoiement en raison de l'utilisation d'une mesure de texture basée sur un noyau robuste aux variations de texture locale, et par une application innovatrice de l'ouverture morphologique par des chemins pour le filtrage des objets non linéaires et le bruit.

Les principales perspectives de recherche qui apparaissent à l'issue de cette thèse concernent l'utilisation des filtres connectés pour améliorer les performances de l'extraction des rivières à partir des images radar. Les filtres connectés permettent de réaliser une analyse morphologique multiéchelle et multiforme de l'image d'entrée et ont l'avantage par rapport aux éléments structurants de ne pas introduire de nouveaux bords dans l'image analysée. Une implémentation efficace de cette famille de filtres est proposée par Salembier en 1998 et est basée sur la structure *Max-tree*. Le *Max-tree* est définie comme étant un arbre dont les noeuds représentent les zones homogènes de l'image, le noeud racine représente l'ensemble des pixels appartenant à l'arrière-plan et les feuilles représentent des zones homogènes caractérisées par le niveau de gris le plus élevé dans l'image. Des informations comme la forme de la zone homogène et sa taille peuvent être stockées dans chaque noeud permettant l'élagage de l'arbre par rapport à un critère fixé. Cette structure peut remplacer les trois dernières étapes de notre algorithme

conçue pour l'extraction des rivières ; 1- Les petits objets présents dans l'image peuvent être filtrés suivant le critère de la taille par suppression des noeuds de l'arbre en fonction de la taille de la zone qui lui est associée. 2- Les lacs peuvent être facilement distingués des rivières sur la base de la valeur de l'indice de forme enregistrée dans chaque noeud. 3- Une variante de la même structure appelée *Dual Max-arbre* peut être utilisée pour regrouper des fragments de rivières et permet, par conséquent, de reconstituer la structure de la rivière sans introduire de nouveaux bords.

Une deuxième perspective serait d'envisager la fusion entre les données optiques et radar afin de profiter de la richesse radiométrique des données optiques et de la capacité des ondes radar à se propager avec une faible atténuation à travers l'air et en présence de divers obstacles, tels les nuages, le brouillard ou la fumée. La complémentarité entre ces deux sources d'information rend cette fusion un outil très puissant pour l'interprétation des scènes de catastrophe. En cas de feu de forêt par exemple, l'identification du couvert végétale en utilisant l'indice de végétation normalisée basé sur une combinaison de la bande rouge et de la bande proche infrarouge est une tâche très facile et permet de déterminer avec précision l'étendue des feux. Par contre, les zones couvertes par la fumée dégagée par les feux de forêt sont occluses et sont donc inaccessibles pour le capteur optique. Dans ces situations, le capteur radar peut jouer un rôle important dans la pénétration à travers la fumée et la cartographie de la zone sinistrée. La révolution dans le domaine de la fusion optique radar est principalement due à l'amélioration spectaculaire de la résolution des capteurs radar, qui ont atteint de nos jours un niveau de détail presque égal à la résolution des capteurs optiques. Cette fusion entre ces deux sources d'information peut être réalisée par combinaison non hiérarchique d'informations ou par extraction de primitives sur l'image optique et leur projection sur l'image radar. Mais les techniques qui se basent sur la fusion bayésienne, la fusion floue ou encore la théorie des fonctions de croyance (aussi appelée théorie de l'évidence ou théorie de Dempster-Shafer DST) restent les plus intéressantes vu qu'elles permettent de gérer : la contradiction, l'ambiguïté et l'incertitude entre les sources d'information. Nous nous intéressons en particulier à une variante proposée par Smandache & Dezert (2004), qui a été développée pour s'affranchir des deux limites inhérentes

de la théorie des fonctions de croyance. La théorie du raisonnement plausible et paradoxale permet de modéliser la combinaison des sources d'information non seulement avec les unions des classes, mais également avec les intersections, et donc la possibilité d'associer à un pixel donné de l'image deux ou plusieurs classes différentes d'appartenance à la fois. Par exemple, un pixel appartenant à la classe bâtiment suivant la source optique, peut en même temps appartenir à la classe des objets homogènes suivant la source radar, ce qui est tout à fait logique.

Nous explorons aussi la possibilité d'appliquer les réseaux de neurones artificiels avec apprentissage profonds pour la reconnaissance rapide et précise des objets d'intérêt à partir des images satellitaires et pour faciliter, par conséquent, la tâche d'identification des dommages. Cette technique s'inspire originellement des observations en neurosciences vis-à-vis du fonctionnement du cerveau. Contrairement aux premiers modèles de réseaux de neurones artificiels comme : le perceptron qui est incapable de résoudre des problèmes non-linéaires, les réseaux de neurones artificiels multi-couches et la rétro-propagation du gradient très sensible au problème des minima locaux et les séparateurs à vaste marge (SVM) qui permettent de résoudre des problèmes non-linéaires en utilisant une optimisation convexe, mais qui souffrent du problème du choix du meilleur noyau pour séparer les données, les réseaux de neurones avec apprentissage profond permettent de résoudre des problèmes non-linéaires en utilisant un réseau de neurones à plusieurs couches cachées. L'idée de base se résume dans la création d'un réseau multicouche capable d'apprendre une hiérarchie de caractéristiques avec des niveaux d'abstraction croissants, tout en veillant à l'aspect séparation entre les propriétés des neurones qui trouve son intérêt dans des applications comme l'apprentissage multi-tâche ou l'adaptation du domaine d'application. Ce concept qui a gagné de l'intérêt durant ces sept dernières années a été propulsé par l'évolution technologique des processeurs graphiques et a trouvé plusieurs champs d'application, en particulier en classification d'images et en reconnaissance de formes à partir des images à très haute résolution. Nous nous intéressons en particulier à la bibliothèque *Theano* développée par l'institut des algorithmes d'apprentissage de Montréal (MILA) affilié à l'Université de Montréal qui permet de compiler et d'exécuter efficacement des algo-

rithmes basés sur l'apprentissage profond sur l'unité de traitement central (CPU) ou l'unité de traitement graphique (GPU).

## RECOMMANDATIONS

Sur la base des constats que nous avons tirés à partir de cette thèse, plusieurs recommandations peuvent être adoptées afin d'améliorer la réponse des organisations et des organismes membres de la Charte face aux catastrophes majeures et de réduire le temps nécessaire pour la génération des cartes de dommages. Les principales propositions sont les suivantes :

- La première recommandation concerne l'intérêt de l'application d'une étape de prétraitement et d'une étape de recalage avant d'utiliser les algorithmes développés dans cette thèse. Comme nous l'avant mentionné dans plusieurs sections de ce manuscrit, les approches décrites ci-dessus sont invariantes par rapport à l'échelle d'observation et aux changements dans les conditions d'acquisitions, ce qui leurs donne une robustesse vis-à-vis du bruit et la majorité des distorsions radiométriques et géométriques qui peuvent toucher les images satellitaires. Malgré ces précautions prises en considération dès le début de ce travail, nous avons constaté par application de nos techniques sur une grande variété d'images de catastrophes que les effets des distorsions sont encore présents dans ces images. Le problème ne vient pas forcément de la qualité des techniques proposées, mais du fait qu'il est impossible de créer une méthode générique qui permet de résoudre des problèmes de reconnaissance de formes complexes, tout en prenant en considération les problèmes liés à la variation dans l'angle d'acquisition, le changement du capteur utilisé entre l'image d'archive et l'image de l'après-catastrophe, l'utilisation d'images à des résolutions spatiales différentes, etc. Aussi, nous avons déduit à partir de la phase de détection de changement que l'utilisation d'une étape de recalage efficace et précise améliore remarquablement la précision des résultats de la détection de changement et par conséquent l'identification des dégâts. Nous suggérons alors de consacrer le temps nécessaire pour la phase de prétraitement vu son impact sur la qualité des résultats souhaités, développer les outils nécessaires et spécifiques pour chaque capteur afin de compenser au maximum les effets indésirables liés au mécanisme de formation des images satellitaires et l'utilisation d'une information riche en détails. Nous recommandons fortement de s'assurer de la qualité des données brutes fournies comme entrée pour les algorithmes automatiques pour garantir la qualité de la carte de dommages générée.

- La deuxième recommandation que nous suggérons s'intéresse à l'utilité des données auxiliaires et à l'intérêt de la disposition d'une vérité terrain, de connaissances à priori ou de bases de données SIG dans l'amélioration du processus de la gestion des catastrophes. Dès le début de cette thèse, nous étions conscients des avantages qu'offre l'ajout d'une étape d'extraction des structures d'intérêts, puisqu'elle permet de réduire le champ de recherche pour se focaliser sur les dégâts subis par les routes ou causés par les rivières, de diminuer le taux de fausses alarmes et de réduire considérablement le temps d'exécution des algorithmes. De ce fait, nous avons consacré, que ce soit en cas de tremblements de terre ou en cas d'inondations, une phase d'extraction des structures linéaires permettant de fournir la position de ces structures en cas de sa non-disponibilité. Les résultats obtenus par application de nos algorithmes sont très promoteurs et sont assez précis, mais, même avec un taux d'extraction supérieur 90 %, le taux de fausses alarmes obtenu par application de nos algorithmes influence directement le taux total associé à l'identification des dommages. Nous sommes conscients que cette information n'est pas toujours disponible pour certaines régions et que dans la plupart des cas cette information n'est pas régulièrement mise à jour, mais nous voudrions inciter les décideurs et les photo-interprètes à s'en servir dès qu'ils en disposent, vu le gain remarquable en terme de qualité et d'exactitude des résultats finaux fournis. D'ailleurs, ces données peuvent servir aussi à compléter les informations manquantes et à s'assurer des résultats fournis par les algorithmes que nous avons proposés. C'est pour ces raisons que nous avons aussi veillé à prendre en considération l'information provenant de ces données auxiliaires, en implémentant des algorithmes modulaires et adaptatifs afin de faciliter la procédure de modification des données d'entrée pour qu'ils pointent, par exemple, sur une base de données SIG ou sur des couches vectorielles représentant le réseau routier si ces données sont accessibles. Dans le futur, de nouveaux systèmes plus adaptatifs peuvent être mis en place afin de tirer profit de l'information issue d'autres capteurs satellites de nature hétérogène, d'un modèle d'élévation de terrain utile dans l'évaluation des dégâts des bâtiments ou encore des applications web qui permettent à des utilisateurs sur le terrain de fournir une évaluation en temps réel de l'état des routes ou des bâtiments touchés.

- Nous suggérons aussi de créer une base de données d'archive contenant des images de l'avant catastrophe et des cartes de dommages montrant avec précision les zones touchées. Cela permet d'apprendre des expériences passées et d'éviter l'utilisation de certaines techniques qui n'ont pas montré de bonnes performances appliquées à certaines catastrophes en particulier. Dans les deux cas que nous avons traités dans le cadre de cette thèse, à savoir le tremblement de terre d'Haïti et les inondations du lac Champlain et de la rivière Richelieu, les données d'archives des deux événements étaient disponibles, mais n'étaient pas, dans certains cas, utilisables vu la différence dans les conditions d'acquisition, dans l'angle d'incidence et dans la résolution des capteurs entre les images de l'avant et de l'après-désastre. Afin de pouvoir surpasser ces problèmes, nous suggérons de : 1- créer une base de données des images d'archives enregistrées dans les meilleures conditions d'acquisition possibles : par exemple privilégier les images acquises avec une visée au nadir, 2- éviter d'acquérir des images en utilisant des capteurs radar durant l'hiver ou la saison humide à cause de la sensibilité de ce capteur aux surfaces couvertes par la neige et aux surfaces humides et 3- appliquer les prétraitements et les corrections nécessaires sur l'image avant de l'enregistrer sous forme d'archive pour diminuer un temps de traitement important lors du déclenchement de la Charte. D'autres formes de données peuvent être dérivées à partir des images d'archive et peuvent être enregistrées à leur tour comme des archives, mais sous d'autres formes afin d'être utilisées plus tard pour l'amélioration de la gestion des catastrophes. Nous citons par exemple l'emploi des classificateurs comme les séparateurs à vaste marge ou les réseaux de neurones artificiels qui peuvent être entraînés en se basant sur les classes présentes dans l'image de l'avant catastrophe et utilisés plus tard pour détecter la présence d'une classe différente qui correspond aux débris recherchés. L'aspect temps qui joue en faveur des données d'archive peut aussi permettre d'entraîner des algorithmes plus complexes qui nécessitent à la fois plus de temps d'entraînement et de ressources de calcul comme les réseaux de neurones artificiels à apprentissage profond, mais qui par contre permettent d'obtenir des résultats largement supérieurs aux algorithmes de classification traditionnels. Un tel modèle peut être généralisé pour créer des neurones interconnectés réutilisables sur d'autres images satellitaires.

- Un autre point très important s’articule autour de la favorisation de l’utilisation du code réutilisable, la décomposition des programmes en un ensemble de modules interconnectés et la création d’une bibliothèque de fonctionnalités de traitement d’image prédéfinies. Ces recommandations ont été principalement déduites à partir de plusieurs observations effectuées tout au long de cette thèse ; nous avons remarqué que le descripteur de texture utilisé pour l’extraction des routes a été aussi appliqué avec succès pour caractériser l’homogénéité des rivières. Aussi, l’algorithme d’extraction des routes développé dans le cadre de ce travail peut servir de prétraitement pour d’autres méthodes d’identification des inondations à partir des images optiques. L’idée est de garder chaque étape des techniques proposées dans un module à part et profiter **des modeleurs de traitement** intégrés dans des plateformes connues en traitement d’image comme *QGIS* ou *ArcGIS* pour interconnecter ces modules. De plus, des techniques inspirées des notions de base du traitement d’image peuvent être de grande utilité dans de telles circonstances. Par exemple, la localisation rapide des zones les plus touchées peut être effectuée en se basant sur une simple soustraction ou une division des valeurs de chaque pixel dans les deux images, cela permet de localiser rapidement les zones d’intérêt, en un temps très raisonnable. D’autre part, certaines techniques très génériques comme l’angle spectral, par exemple, peuvent être utilisées pour résoudre plusieurs problèmes de reconnaissance d’objets ou de détection de dommages, il suffit de calculer l’angle entre le ou les pixels de référence et le reste de l’image pour pouvoir dresser une carte de distance et déterminer le degré de similarité radiométrique entre le pixel courant et un pixel quelconque de l’image.
  
- La dernière recommandation s’intéresse à l’avantage de l’amélioration de l’aspect interaction homme-machine dans les modules de gestion des catastrophes développés dans le futur. Nous encourageons les photo-interprètes à utiliser les algorithmes semi-automatiques, puisqu’ils permettent généralement d’obtenir des résultats supérieurs à ceux fournis par les algorithmes non supervisés et profitent du cadre qu’offre la gestion des catastrophes majeures qui permet l’intervention d’un photo-interprète pour sélectionner des zones d’apprentissages ou délimiter les objets d’intérêt. L’utilisateur peut intervenir aussi au niveau

du choix des paramètres optimaux et du choix du meilleur algorithme à exécuter. Le but dans ce cas n'est pas de rendre la tâche d'extraction des dommages manuelle, mais de minimiser au maximum l'intervention de l'utilisateur et de restreindre son rôle à orienter la méthode vers les résultats optimaux en faisant varier les paramètres d'entrée ou en choisissant les meilleurs échantillons représentatifs des objets recherchés dans l'image. Nous avons remarqué que cet aspect est utilisé de plus en plus dans les applications d'aide à la gestion des catastrophes récemment développées, mais cela reste inférieur aux attentes. Les outils proposés dans cette thèse peuvent servir de point de départ pour contourner ces limitations et faire avancer la recherche dans cette branche peu exploitée faisant partie de la gestion des catastrophes majeures.



# ANNEXE 1 : INTRODUCTION À LA BIBLIOTHÈQUE DE TRAITEMENT D'IMAGES SATELLITAIRES LIBRE ORFEO TOOLBOX (OTB) : INSTALLATION ET CRÉATION DES APPLICATIONS SUR QUANTUM GIS

## 1 Introduction

Proposer des algorithmes dédiés pour le traitement des images satellitaires et capables d'extraire l'information utile indépendamment de la nature des données traitées constitue une étape importante dans le processus de création d'une application performante pour la gestion des catastrophes majeures. Cependant, le choix de la plateforme applicative à adopter, le langage de programmation utilisé et les bibliothèques à intégrer dans le programme a aussi une grande influence sur les performances du logiciel final fourni aux photo-interprètes. Dans cette thèse, nous avons opté dès le début pour la bibliothèque à accès libre *Orfeo toolbox (OTB)* qui fournit un paquet d'outils de traitement d'images facilitant la manipulation et la visualisation des images satellitaires de grande taille. Nous allons, dans ce qui suit, expliquer les différentes étapes à suivre pour installer la bibliothèque OTB, ainsi que toutes les dépendances nécessaires pour son bon fonctionnement.

## 2 Guide d'installation

### 2.1 OSGeo4W

OSGeo4W est une distribution de binaires d'un grand nombre de logiciels géospatiaux à code source libre pour l'environnement Windows. Nous allons utiliser cette distribution pour installer les différentes dépendances nécessaires pour compiler le projet OTB. Aussi, nous en profiterons pour installer QGIS qui représente notre plateforme de visualisation des images satellitaires et qui permettra par la suite d'intégrer nos applications OTB avec sa liste de fonctions natives.

## Distribution OSGeo4W64

Il existe deux versions d'OSGeo4W disponible sur le site officiel : la version 32 bits pour les systèmes d'exploitation 32 bits et la version 64 bits pour les systèmes d'exploitation 64 bits. Nous recommandons d'installer la version 64 bits si vous disposez d'une machine 64 bits, puisqu'elle permet de profiter pleinement des ressources matérielles disponibles sur la machine utilisée et n'a pas de limitation de mémoire sur la taille des images satellitaires utilisées en entrée. Afin de télécharger `osgeo4w-setup-x86_64.exe` (64 bits), il suffit de cliquer sur le lien suivant :

[http://download.osgeo.org/osgeo4w/osgeo4w-setup-x86\\_64.exe](http://download.osgeo.org/osgeo4w/osgeo4w-setup-x86_64.exe)

Une fois le téléchargement terminé, exécuter l'installation d'OSGeo4W64 avec les droits ADMINISTRATEUR, puis suivre les étapes d'installation suivantes :

- |   |  |
|---|--|
| 1. Advanced Install   | // Type d'installation   |
| 2. Install from internet                                      | // Source du téléchargement  |
| 3. Root : C :\OSGeo4W64 + All users                           | // Répertoire de téléchargement                                      |
| 4. local package : n'import où<br>+ Start menu name : Osgeo4W | // Répertoire de téléchargement<br>// Nom de démarrage du script     |
| 5. Direct connection  | // Connexion internet  |
| 6. Available download sites :                                 | // <a href="http://download.osgeo.org">http://download.osgeo.org</a> |

## Selection des progiciels, bibliothèques et dépendances

À partir de l'installation d'OSGEO4W64, sélectionner pour installation les dépendances suivantes :

### 1) Dans **Desktop** :

- qgis (ne pas sélectionner qgis-full ni qgis-dev)

— saga // Système d'analyse géographique automatisée

2) Dans **CommandLine\_Utilities** :

— Liblas //LIDAR

— python-core

— swig //Liaisons entre langages

3) Dans **Libs** :

— boost

— curl

— expat

— fftw

— fltk

— freexl

— gdal //Lecture et écriture d'images géographiques

— gsl-devel(et gsl-lib) //Bibliothèque scientifique GNU

— itk

— libgeotiff

— libjpeg12

— liblas-devel

— libpng

— libpq

— libtiff

— mapnik (optionnel) //Peut être absent de la liste...

— msvcrt

- msvcrt2010 (si visual studio 2010 utilisé)
- ogdi //Data access library
- opencv
- openjpeg
- osg-dev (et osg-libs) //Open Source Graph
- osgearth-dev (et osgearth-libs)
- ossim //Open Source Software Image Map
- python-devel
- qt4-devel
- sqlite3
- szip
- tinyxml
- xerces-c-vc-10 (et xerces-c-vc-10-devel)
- zlib

Accepter aussi toutes les dépendances requises à l'étape suivante.

## 2.2 CMake

Afin de pouvoir lier les différentes dépendances téléchargées en utilisant OSGEO4W64 au projet OTB, nous avons besoin d'une logicielle appelée CMake. Ce système est un logiciel libre, multilingage et multiplateforme capable de générer à partir d'un fichier de configuration (nommé CMakeLists.txt), un fichier Makefile, un fichier de projet d'EDI (Environnement de développement intégré) ou une combinaison des deux (pour les EDI supportant les fichiers Makefile). Cmake est disponible pour téléchargement sur le lien suivant (version actuelle 3.7.2, janvier

2017) :

<https://cmake.org/download/>

### 2.3 Orfeo toolbox (OTB)

*Optical and radar Earth Observation images (OTB)* est une bibliothèque de traitement d'images satellitaires. Initiée par l'agence spatiale française (CNES) en 2006, OTB est développée en C++ et est bâtie au dessus de la bibliothèque de traitement d'images médicales ITK (Insight toolkit). Elle offre diverses fonctionnalités pour faciliter le traitement des grandes images satellitaires, parmi lesquelles nous citons : 1- lecture et écriture des images satellitaires (en utilisant la bibliothèque GDAL), 2- filtrage et suppression du bruit, 3- extraction des descripteurs, 4- segmentation de l'image, 5- classification supervisée et non supervisée et 6- prétraitement des images satellitaires optiques et radar...

#### Distribution 5.2.0

La version 5.2.0 d'OTB vient avec plusieurs améliorations par rapport aux versions antérieures. Ces améliorations sont principalement liées à l'allègement du code source du projet et à la compatibilité avec la nouvelle version de Gdal 2.0. En plus de ces améliorations mentionnées, d'autres fonctionnalités sont intégrées dans cette version d'OTB, comme :

- Traitement des images polarimétriques RSO.
- Support des produits Sentinel1.
- Amélioration de l'algorithme de classification basé sur les forêts aléatoires.
- Intégration de plusieurs filtres pour éliminer le chatoiement dans les images RSO (Frost, Lee, GammaMAP, Kuan).

#### Compilation de la bibliothèque OTB

Une fois OSGeo4W installée :

1. Créer un répertoire C :\OTB
2. Dans C :\OTB
  - 2.1. Créer un répertoire OTB-SOURCE
  - 2.2. Créer un répertoire OTB-BIN
  - 2.3. Créer un répertoire OTB-INSTALL
  - 2.4. Créer un répertoire src
  - 2.5. Créer un répertoire bin
3. Télécharger OTB-5.2.0.zip à partir de <http://sourceforge.net/projects/orfeo-toolbox/files/>
4. Décompresser le fichier zip dans C :\OTB\OTB-SOURCE
5. Créer un fichier OTB-build.bat avec les informations suivantes et le placer au même niveau que les répertoires OTB-SOURCE, OTB-BIN et OTB-INSTALL :

```
@echo off

call "C:\Program Files (x86)\Microsoft Visual Studio 10.0\VC\vcvarsall.bat" amd64

set /A ARGS_COUNT=0
for %%A in (*) do set /A ARGS_COUNT+=1
if %ARGS_COUNT% NEQ 3 (goto :Usage)

if NOT DEFINED OSGEO4W_ROOT (goto :NoOSGEO4W)

set src_dir=%1
set build_dir=%2
set otb_install_dir=%3
set current_dir=%CD%
```

```

set LANG=C
set ITK_AUTOLOAD_PATH=
set PYTHONPATH=
set PATH=%OSGEO4W_ROOT%\apps\swigwin\;C:\Program Files (x86)
\CMake\bin;%PATH%

cd %build_dir%

cmake          %src_dir% ^
              -G "Visual Studio 10 Win64" ^
              -DBUILD_EXAMPLES:BOOL=OFF ^
              -DOTB_WRAP_QT:BOOL=ON ^
              -DOTB_WRAP_PYTHON:BOOL=ON ^
              -DPYTHON_LIBRARY:FILEPATH="%OSGEO4W_ROOT%/apps
/Python27/libs/python27.lib" ^
              -DPYTHON_INCLUDE_DIR:PATH="%OSGEO4W_ROOT%/apps
/Python27/include" ^
              -DPYTHON_EXECUTABLE:FILEPATH="%OSGEO4W_ROOT%/bin
/python.exe" ^
              -DOTB_USE_OPENCV:BOOL=ON ^
              -DCMAKE_INSTALL_PREFIX:PATH=%otb_install_dir% ^
              -DCMAKE_CONFIGURATION_TYPES:STRING=Release;
              RelWithDebInfo"

REM THE LINE DOTB_SHOW_ALL_MSG_DEBUG SHOULD BE REMOVED WHEN
ALL WORKS OK

REM          -DOTB_SHOW_ALL_MSG_DEBUG:BOOL=ON ^
REM          -DOTN_USE_EXTERNAL_OSSIM:BOOL=OFF"

REM          -DOTB_USE_EXTERNAL_ITK:BOOL=ON ^

```

```

REM          -DITK_DIR:PATH="C:/Developpement/OTB/ITK-BIN"

cmake --build . --target INSTALL --config Release

cd %current_dir%

goto :END

:Usage
echo Vous devez fournir 3 arguments au programme :
echo 1. chemin vers le repertoire source
echo 2. chemin vers le repertoire build (un repertoire vide)
echo 3. chemin vers le repertoire install (un repertoire vide)

```

1. Lancer un interpréteur de commande (shell) OSGeo4W64

C:\OSGeo4W64\OSGeo4W.bat

2. Dans le *shell*

- 2.1. cd C:\OTB\

- 2.2. Taper OTB-build.bat C:\OTB\OTB-SOURCE C:\OTB\OTB-BIN C:\OTB\OTB-INSTALL

- 2.3. L'ensemble de l'installation d'OTB devrait se faire seul avec succès

**NOTE 1** : VISUAL STUDIO 2010 64 bits doit être installé avant l'exécution du script. Si VISUAL STUDIO 2010 32 bits est déjà installé, il faut, pour migrer à 64 bits :

- Désinstaller les redistributions x64 de VISUAL STUDIO 2010.

- Installer VISUAL STUDIO 2010 SDK v7.1

**NOTE 2** : Le numéro de la version doit être spécifié pour les versions de cmake antérieures à la version 3. La ligne suivante du script devra donc être corrigée si cmake est inférieur à la

version 3 (dans l'exemple ci-dessous, on suppose qu'on dispose de la version 2.8 de cmake) :

```
set PATH=%OSGEO4W_ROOT%\apps\swigwin\;C:\Program Files (x86)\CMake 2.8\bin;
%PATH%
```

### 3 Création des applications OTB sur QGIS

#### 3.1 Transformation d'un programme OTB en une application OTB

Le passage d'une fonction OTB à une application suit le même modèle adopté dans la création des applications ITK. Il suffit de changer la fonction *main()* par la fonction *DoExecute*, initier les paramètres du programme dans la fonction *DoInit()* et ajouter une fonction *DoUpdateParameters()*. L'exemple suivant montre une simple application OTB avec les préambules nécessaires.

```
// L'entête minimal
#include "otbImage.h"
#include "otbImageFileReader.h"
#include "otbImageFileWriter.h"
#include "otbWrapperApplication.h"
#include "otbWrapperApplicationRegistry.h"
#include "otbWrapperApplicationFactory.h"
#include "otbWrapperTags.h"
namespace otb
{
  namespace Wrapper
  {
    class ExtractionRoutes : public Application
    {
    public:
      typedef ExtractionRoutes Self;
```

```

typedef Application          Superclass;
typedef itk::SmartPointer<Self>    Pointer;
typedef itk::SmartPointer<const Self> ConstPointer;
/** Macro standard d'ITK */
itkNewMacro(Self);
itkTypeMacro(ExtractionRoutes, otb::Application);
private:
void DoInit()
{
SetName("ExtractionRoutes");
SetDocName("ExtractionRoutes");
SetDocLongDescription("Un simple module pour l'extraction des
routes");
SetDocLimitations("Les autres paramètres seront ajoutés plus
tard");
SetDocAuthors("Moslem Ouled Sghaier");
AddParameter(ParameterType_InputImage,"in", "Input Image");
SetParameterDescription("in", "The input image");
AddParameter(ParameterType_OutputImage,"out", "Output Image");
SetParameterDescription("out","The output image");
}
void DoUpdateParameters()
{
//Ne rien faire ici, tous les paramètres sont indépendants
}
void DoExecute()
{
// Le programme principal

```

```
SetParameterOutputImage<CharImageType>("out", outputfinal);};}}
OTB_APPLICATION_EXPORT(otb::Wrapper::ExtractionRoutes);
```

### 3.2 Intégration d'une application OTB dans QGIS

#### Ajout d'un module OTB contenant l'application

À partir de la version 5.0, toute application OTB doit être associée à un module OTB. Les modules OTB sont ajoutés sous le répertoire suivant : C:\OTB\OTB-SOURCE\Modules\Application\. Un dossier avec le nom de l'application précédé par le préfixe App est créé incluant les quatre éléments suivants :

1. **Un dossier app** : Ce dossier contient le ou les applications que nous voudrions ajouter à notre module. Ces fichiers sont généralement associés à l'extension .cxx. Un fichier CMakeLists contenant l'information suivante est créé :

```
set(OTBAppExtractionRoutes_LINK_LIBS
  ${OTBTextures_LIBRARIES}
  ${OTBImageBase_LIBRARIES}
  ${OTBObjectList_LIBRARIES}
  ${OTBApplicationEngine_LIBRARIES}
  ${OTBImageManipulation_LIBRARIES}
  ${OTBGDAL_LIBRARIES})
OTB_CREATE_APPLICATION(NAME ExtractionRoutes
  SOURCES ExtractionRoutes.cxx
  LINK_LIBRARIES ${${otb-module}_LIBRARIES})
```

**Note :** Vous devez répéter les trois dernières lignes pour chaque application à ajouter.

2. **Un dossier include** : Ce dossier contient les fichiers d'entêtes utilisés dans le programme. Nous voudrions mentionner que seuls les fichiers ajoutés par l'utilisateur sont déposés dans ce dossier, les entêtes ITK par exemple sont chargés automatiquement.
3. **Un fichier CMakeLists** : Ce fichier contient le nom du projet précédé par le préfixe OTBApp.

```
project (OTBAppExtractionRoutes)
otb_module_impl ()
```

4. **Un fichier otb-module.cmake** : Ce fichier contient une description du module, ainsi que les dépendances nécessaires pour l'exécuter.

```
set (DOCUMENTATION "Extraction des routes.")
otb_module (OTBAppExtractionRoutes
DEPENDS
OTBITK
OTBApplicationEngine
OTBGdalAdapters
OTBApplicationEngine
OTBImageBase
OTBCommon
OTBImageManipulation
OTBTextures
OTBEdge
TEST_DEPENDS
OTBTestKernel
OTBCommandLine
DESCRIPTION "${DOCUMENTATION}"
)
```

## Création d'un fichier XML associé à l'application OTB

Pour relier l'application OTB à QGIS, une sorte de pont est nécessaire afin de faire le lien entre les entrées du programme et l'interface utilisateur de QGIS. Ce pont est créé en utilisant un fichier de configuration XML (langage de balisage extensible). Un exemple du fichier XML créé pour notre module dédié pour l'extraction des routes est présenté dans le code suivant :

```
<root>
  <key>ExtractionRoutes</key>
  <exec>otbcli_ExtractionRoutes</exec> // Le nom du fichier
    .bat associé à l'application
  <longname>ExtractionRoutes</longname> // Le nom du module
    dans Qgis
  <group>TCM</group> // Le groupe auquel
    appartient le module
  <description>Une approche multiéchelle pour extraire les
    routes </description>
  <parameter>
    <parameter_type source_parameter_type=
      "ParameterType_InputImage">ParameterRaster
    </parameter_type>
    <key>in</key> // Le nom du paramètre
      dans l'application OTB
    <name>Input Image</name> // Le nom du paramètre
      dans Qgis (l'image d'entrée)
    <description>The input image.</description>
  </parameter>
  <parameter>
    <parameter_type source_parameter_type=
      "ParameterType_OutputImage">OutputRaster</parameter_type>
```

```

<key>out</key>                // Le nom du paramètre
dans l'application OTB
<name>Output Image</name>      // Le nom du paramètre
dans Qgis (l'image de sortie)
<description>Output image.</description>
<hidden />
</parameter>
</root>

```

### Création d'un fichier HTML associé à l'application OTB

Une description détaillée des paramètres d'entrée et de sortie, ainsi que leurs types est aussi nécessaire afin d'aider l'utilisateur à comprendre le fonctionnement de l'application OTB. Cette information est incluse dans un code HTML comme le montre l'exemple suivant, et sera affiché dans l'application sous la forme d'une page web sous l'anglet description.

```

<html><head>
<style type="text/css">
dl { border: 3px double #ccc; padding: 0.5em; }
dt { float: left; clear: left; text-align: left; font-weight:
bold; color: green; }
dt:after { content: ":"; }
dd { margin: 0 0 0 220px; padding: 0 0 0.5em 0; }
</style>
</head><body><h1>ExtractionRoutes</h1>
<h2>Brief Description</h2>
Extraction des routes à partir des images optiques à THRS

```

```

<h2>Tags</h2>TCM
<h2>Long Description</h2>
Une application multiéchelle pour l'extraction des routes
basée sur la transformée en beamlets
<h2>Parameters</h2><ul>
<li><b>[param] -in</b>&lt;string&gt; L'image utilisée
en entrée</li> // L'image d'entrée
<li><b>[param] -out</b>&lt;string&gt; L'image utilisée
en sortie</li> // L'image de sortie
<li><b>[param] -ram</b>&lt;int32&gt; La mémoire RAM
disponible</li> // La mémoire utilisée
</li></ul>
<h2>Limitations</h2>None // Limitations
<h2>Authors</h2>Moslem // L'auteur
<h2>See Also</h2>
<h2>Example of use</h2> // Exemples
<ul><li><p style=" margin-top:0px; margin-bottom:0px;
margin-left:0px; margin-right:0px; -qt-block-indent:0;
text-indent:0px;">in: input.tif</p></li>
<li><p style=" margin-top:0px; margin-bottom:0px;
margin-left:0px; margin-right:0px; -qt-block-indent:0;
text-indent:0px;">out: output.tif</p></li>
</body></html>

```

### Intégration de l'application et activation de la barre d'outils OTB sur QGIS

Une fois que les fichiers XML et HTML associés à l'application sont créés, et que l'application est compilée (en *mode release*) pour générer un fichier dll et deux fichiers bat, il suffit de copier ces fichiers dans le bon emplacement sur la racine de QGIS pour qu'il puisse y accéder :

1. Copier le fichier XML créé sous C : \OSGeo4W64\apps\qgis\python\plugins\processing\algs\otb\description
2. Copier le fichier HTML créé sous C : \OSGeo4W64\apps\qgis\python\plugins\processing\algs\otb\description\doc
3. Copier les deux fichiers bat (otbcli et otbgui) se trouvant sous C : \OTB\OTB-INSTALL\bin à leur nouvel emplacement dans la racine de QGIS sous C : \OSGeo4W64\bin
4. Copier le fichier dll se trouvant sous C : \OTB\OTB-INSTALL\lib\otb\applications à son nouvel emplacement dans la racine de QGIS sous C : \OSGeo4W64\apps\orfeotoolbox\applications
5. Pour tester l'application, ouvrir QGIS et aller sur Traitement→Options→Prestataires de services→Boîte à outils Orfeo (Analyse d'images) et cocher Activer. Les modules OTB préinstallés, ainsi que la nouvelle application ajoutée devraient apparaître dans la boîte à outils de traitements à droite de la fenêtre d'accueil de QGIS.

## BIBLIOGRAPHIE

- Abu Ain, T., Abdullah, S. N. H. S., Bataineh, B. & Omar, K. (2013). A fast and efficient thinning algorithm for binary images. *Journal of ICT Research and Applications*, 7(3), 205-216.
- An, W., Liang, M. & Liu, H. (2015). An improved one-class support vector machine classifier for outlier detection. *Proceedings of the institution of mechanical engineers, part c : Journal of mechanical engineering science*, 229(3), 580-588. doi : 10.1177/0954406214537475.
- Arsenault, H. (1987). Information extraction from images degraded by speckle. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Ann Arbor (USA), 18-21 May*, 87, 1317–1322.
- Barber, D. G. & LeDrew, E. F. (1991). Sar sea ice discrimination using texture statistics : A multivariate approach. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57(4), 385–395.
- Bessis, J.-L., Béquignon, J. & Mahmood, A. (2004). The international charter “space and major disasters” initiative. *Acta Astronautica*, 54(3), 183-190.
- Beucher, S. & Lantuejoul, C. (1979). Use of watersheds in contour detection. *International Workshop on Image Processing : Real-time Edge and Motion Detection/Estimation, Rennes, France, 17-21 september. CCETT/IRISA Report no. 132, p. 2.1–2.12.*
- Bovolo, F., Bruzzone, L., Capobianco, L., Garzelli, A., Marchesi, S. & Nencini, F. (2010). Analysis of the effects of pansharpening in change detection on vhr images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(1), 53-57.
- Bresenham, J. E. (1965). Algorithm for computer control of a digital plotter. *IBM Systems Journal*, 4(1), 25-30. doi : 10.1147/sj.41.0025.
- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6), 679–698.
- Chang, C.-T., Gorissen, B. & Melchior, S. (2011). Fast oriented bounding box optimization on the rotation group  $so(3,r)$ . *ACM Transaction Graph.*, 30(5), 1-16. doi : 10.1145/2019627.2019641.
- Chaudhuri, D., Kushwaha, N. K. & Samal, A. (2012). Semi-automated road detection from high resolution satellite images by directional morphological enhancement and segmentation techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(5), 1538-1544.
- Chen, C.-T., Chen, K.-S. & Lee, J.-S. (2003). The use of fully polarimetric information for the fuzzy neural classification of sar images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9), 2089-2100. doi : 10.1109/TGRS.2003.813494.

- Cheng-Li, J., Ke-Feng, J., Yong-Mei, J. & Gang-yao, K. (2005). Road extraction from high-resolution sar imagery using hough transform. *IEEE International In Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Seoul, Korea (South), 25-29 July*, 1, 336–339.
- Christophe, E. & Inglada, J. (2007, Sept). Robust road extraction for high resolution satellite images. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 5, 437–440.
- Christophe, E. & Inglada, J. (2009). Open source remote sensing : Increasing the usability of cutting-edge algorithms. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Newsletter*, 35(5), 9–15.
- Cocquerez, J. P. & Philipp-Foliguet, S. (1995). *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. MASSON.
- Comblet, F. (2005). *Détection, localisation et identification de cibles radar par imagerie électromagnétique bistatique*. (Thèse de doctorat, Université de Bretagne occidentale-Brest).
- Commission mixte internationale. (2015). Vers un système opérationnel en temps réel de prévision des crues et de cartographie des plaines inondables pour le lac Champlain et la rivière Richelieu.
- Coulibaly, I., Spiric, N., Sghaier, M., Manzo-Vargas, W., Lepage, R. & St-Jacques, M. (2014). Road extraction from high resolution remote sensing image using multiresolution in case of major disaster. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Quebec City, QC, 13-18 July*, pp. 2712-2715. doi : 10.1109/IGARSS.2014.6947035.
- Dempster, A. P. (1967). Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *The annals of mathematical statistics*, 38(2), 325–339. doi : 10.1214/aoms/1177698950.
- Denoeux, T. (1995). A k-nearest neighbor classification rule based on dempster-shafer theory. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 25(5), 804-813.
- Deriche, R. (1987). Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International Journal of Computer Vision*, 1(2), 167-187.
- Donoho, D. & Huo, X. (2002). Beamlets and multiscale image analysis. Dans Barth, T., Chan, T. & Haimes, R. (Éds.), *Multiscale and Multiresolution Methods* (vol. 20, pp. 149-196). Springer Berlin Heidelberg.
- Dubuisson, M.-P. & Jain, A. (1994). A modified hausdorff distance for object matching. *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Jerusalem, Israel, 9-13 october*, 1, 566-568.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to roc analysis. *Pattern Recognition Letter*, 27(8), 861–874. doi : 10.1016/j.patrec.2005.10.010.

- Foucher, S. (2001). *Analyse multiéchelle d'images radar : application au filtrage, à la classification et à la fusion d'images radar et optique*. (Thèse de doctorat, Université de Rennes et Université de Sherbrooke).
- Fourier, J. (1822). *Theorie analytique de la chaleur*. Chez Firmin Didot, père et fils.
- Frost, V. S., Stiles, J. A., Shanmugan, K. S. & Holtzman, J. C. (1982). A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 4(2), 157–166.
- Gabor, D. (1946). Theory of communication. *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III : Radio and Communication Engineering*, 93(26), 429–441.
- Germain, C. (1997). *Contribution à la caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des images texturées*. (Thèse de doctorat, Bordeaux 1, Grenoble).
- Gitas, I. Z., Polychronaki, A., Katagis, T. & Mallinis, G. (2008). Contribution of remote sensing to disaster management activities : A case study of the large fires in the peloponnese, greece. *International journal of remote sensing*, 29(6), 1847-1853. doi : 10.1080/01431160701874553.
- Gupta, K. K. & Gupta, R. (2007). Despeckle and geographical feature extraction in SAR images by wavelet transform. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(6), 473 - 484.
- Haghighattalab, A., Mohammadzadeh, A., Zoj, M. V. & Taleai, M. (2010). Post-earthquake road damage assessment using region-based algorithms from high-resolution satellite images. *Proceedings of SPIE*, 7830, 7830–7839.
- Haralick, R., Shanmugam, K. & Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-3(6), 610-621.
- Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE*, 67(5), 786–804.
- Hecher, J. F. (2012). *Extracting river features from remotely sensed data : An evaluation of thematic correctness*. (Thèse de doctorat, Department of Geography, Texas A&M University).
- Heijmans, H., Buckley, M. & Talbot, H. (2005). Path openings and closings. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 22(2), 107–119.
- Heipke, C., Mayer, H., Wiedemann, C. & Jamet, O. (1997). Evaluation of automatic road extraction. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32(3 SECT 4W2), 151–160.

- Hemiari, Abbas, D.-C. H. e. D. M. (2004). Nouvelle methode globale d'extraction automatique des routes dans des images satellitaires : la methode multicouche tridimensionnelle. *Té-lédétection*, 4(1), 499-517.
- Herumurti, D., Uchimura, K., Koutaki, G. & Uemura, T. (2013). Urban road extraction based on hough transform and region growing. *19th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, (FCV), Incheon, Korea, 30 January - 1 February*, pp. 220-224.
- Hong, S., Jang, H., Kim, N. & Sohn, H.-G. (2015). Water area extraction using RADARSAT SAR imagery combined with landsat imagery and terrain information. *Sensors*, 15(3), 6652-6667. doi : 10.3390/s150306652.
- Hu, J., Razdan, A., Femiani, J., Cui, M. & Wonka, P. (2007). Road network extraction and intersection detection from aerial images by tracking road footprints. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(12), 4144-4157. doi : 10.1109/TGRS.2007.906107.
- Idbraim, S. (2009). *Méthodes d'extraction de l'information spatiale et de classification en imagerie de télédétection : applications à la cartographie thématique de la région d'Agadir (maroc)*. (Thèse de doctorat, Université de Paul Sabatier, Toulouse, France).
- Ilsever, M. & Unsalan, C. (2012). *Two-dimensional change detection methods : Remote sensing applications*. Springer Science & Business Media.
- Ito, A. (2005). Issues in the implementation of the international charter on space and major disasters. *A model for radar imagesSpace Policy*, 21(2), 141-149. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.spacepol.2005.02.003>.
- Jiang, L., Liao, M., Zhang, L. & Lin, H. (2007). Unsupervised change detection in multitemporal sar images using mrf models. *Geo-spatial Information Science*, 10(2), 111-116. doi : 10.1007/s11806-007-0051-y.
- Jibrini, H. (2002). *Reconstruction automatique des batiments en modeles polyedriques 3-d a partir de donnees cadastrales vectorisees 2D et d'un couple d'images aeriennes a haute resolution*. (Thèse de doctorat, Telecom ParisTech, France).
- Jinxin, C., Qixin, S. & Liguang, S. (2006, Dec). A methodology for automatic detection and extraction of road edges from high resolution remote sensing images. *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), Mumbai, India, 15-17 December*, pp. 69-74.
- Kass, M., Witkin, A. & Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4), 321-331. doi : 10.1007/BF00133570.
- Klemenjak, S., Waske, B., Valero, S. & Chanussot, J. (2012). Automatic detection of rivers in high-resolution SAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(5), 1364-1372.

- Kuan, D. T., Sawchuk, A. A., Strand, T. C. & Chavel, P. (1985). Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7(2), 165–177.
- Kullback, S. & Leibler, R. A. (1951). On information and sufficiency. *The annals of mathematical statistics*, 22(1), 79–86.
- Lacoste, C. (2004). *Line network extraction from satellite and aerial images by marked point processes*. (Thèse de doctorat, Université Nice Sophia Antipolis).
- Lee, J.-S. (1980). Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2(2), 165–168.
- Li, J., Qin, Q., Ma, H. & Yuan, W. (2010). Study on road damage assessment based on rs and gis. *IEEE International on Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Honolulu, USA, 25-30 July*, pp. 4534-4537.
- Li, P., Xu, H. & Song, B. (2011). A novel method for urban road damage detection using very high resolution satellite imagery and road map. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 77(10), 1057-1066.
- Liangpei, Z., Xin, H., Bo, H. & Pingxiang, L. (2006). A pixel shape index coupled with spectral information for classification of high spatial resolution remotely sensed imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(10), 2950-2961. doi : 10.1109/TGRS.2006.876704.
- Liao, P.-S., Chen, T.-S. & Chung, P.-C. (2001). A fast algorithm for multilevel thresholding. *Journal of Information Science and Engineering*, 17(5), 713–727.
- Linders, J. (2000). Comparison of three different methods to select feature for discriminating forest cover types using sar imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 21(10), 2089–2099.
- Liu, C., Yin, J., Yang, J. & Gao, W. (2015). Classification of multi-frequency polarimetric sar images based on multi-linear subspace learning of tensor objects. *Remote Sensing*, 7(7), 9253–9268.
- Liu, Z., Mercier, G., Dezert, J. & Pan, Q. (2014). Change detection in heterogeneous remote sensing images based on multidimensional evidential reasoning. *IEEE Geoscience Remote Sensing Letter*, 11(1), 168-172.
- Lopez-Martinez, C. & Pottier, E. (2007). On the extension of multidimensional speckle noise model from single-look to multilook sar imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(2), 305-320. doi : 10.1109/TGRS.2006.887012.
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2), 91–110.

- Lu, J., Li, J., Chen, G., Zhao, L., Xiong, B. & Kuang, G. (2015). Improving pixel-based change detection accuracy using an object-based approach in multitemporal sar flood images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(7), 3486–3496.
- Maes, F., Collignon, A., Vandermeulen, D., Marchal, G. & Suetens, P. (1997). Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(2), 187-198.
- Maini, R. & Aggarwal, H. (2009). Study and comparison of various image edge detection techniques. *International journal of image processing (IJIP)*, 3(1), 1–11.
- Mallat, S. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7), 674-693.
- Mallat, S. (2000). *Une exploration des signaux en ondelettes*. Editions Ecole Polytechnique.
- Manolova, A. (2011). *Catégorisation par mesures de dissimilitude et caractérisation d'images en multi échelle*. (Thèse de doctorat, Université de Grenoble ; University of Sofia, Bulgarie).
- Matgen, P., Hostache, R., Schumann, G., Pfister, L., Hoffmann, L. & Savenije, H. H. G. (2011). Towards an automated SAR-based flood monitoring system : Lessons learned from two case studies. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 36(7-8), 241-252. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.pce.2010.12.009>.
- Matheron, G. G. (1975). *Random sets and integral geometry*. New York, London : Wiley.
- Mena, J. (2003). State of the art on automatic road extraction for gis update : a novel classification. *Pattern Recognition Letters*, 24(16), 3037-305.
- Mena, J. & Malpica, J. (2005). An automatic method for road extraction in rural and semi-urban areas starting from high resolution satellite imagery. *Pattern Recognition Letter (Netherlands)*, 26(9), 1201-1220.
- Meyer, Y. (1992). *Wavelets and operators*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Mohammadzadeh, A., Tavakoli, A. & Valadan Zoej, M. J. (2006). Road extraction based on fuzzy logic and mathematical morphology from pan-sharpened ikonos images. *The Photogrammetric Record*, 21(113), 44-60.
- Naouai, M., Hamouda, A., Akkari, A. & Weber, C. (2011). New approach for road extraction from high resolution remotely sensed images using the quaternionic wavelet. Dans *Pattern Recognition and Image Analysis* (vol. 6669, pp. 452-459). Springer Berlin Heidelberg.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 9(1), 62-66.

- Pony, O., Descombes, X. & Zerubia, J. (2000). *Classification d'images satellitaires hyperspectrales en zone rurale et périurbaine*. (Thèse de doctorat, INRIA).
- Radke, R. J., Andra, S., Al-Kofahi, O. & Roysam, B. (2005). Image change detection algorithms : a systematic survey. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(3), 294-307.
- Rastiveis, H., Hosseini-Zirdoo, E. & Eslamizade, F. (2015). Automatic blocked roads assessment after earthquake using high resolution satellite imagery. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(1), 601-606.
- Rianto, J. (2002). Road network detection from spot satellite image using hough transform and optimal search. *Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems (APCCAS)*, 2, 177-180.
- Richards, J. A. (2013). Correcting and registering images. Dans *Remote Sensing Digital Image Analysis : An Introduction* (pp. 27–77). *Remote Sensing Digital Image Analysis : An Introduction*. Springer Berlin Heidelberg.
- Ruskone, R. & Stamon, G. (1996). *Extraction automatique du réseau routier par interpretation locale du contexte : application à la production de données cartographiques*. (Thèse de doctorat, Université de Marne-la-Vallee).
- Saint-Jean, R. (2005, July). The role of the eco in the context of the international charter on space and major disasters. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Seoul, Korea (South), 25-29 July*, 6, 4370-4372.
- Salari, E. & Zhu, Y. (2012, May). A road extraction method using beamlet transform. *IEEE International Conference on Electro/Information Technology (EIT), Indianapolis, USA , 6-8 May*, pp. 1-4.
- Schnebele, E., Cervone, G. & Waters, N. (2013). Road assessment after flood events using non-authoritative data. *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 1(4), 4155–4179. doi : 10.5194/nhessd-1-4155-2013.
- Serra, J. (1983). *Image analysis and mathematical morphology*. Orlando, FL, USA : Academic Press, Inc.
- Sghaier, M. O. & Lepage, R. (2015a, July). Road damage detection from vhr remote sensing images based on multiscale texture analysis and dempster shafer theory. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, Italy, 26-31 July*, pp. 4224-4227.
- Sghaier, M. O. & Lepage, R. (2015b, July). Change detection using multiscale segmentation and kullback-leibler divergence : Application on road damage extraction. *8th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (Multi-Temp), Annecy, France, 22-24 July*, pp. 1-4.

- Sghaier, M. O. & Lepage, R. (2016). Road extraction from very high resolution remote sensing optical images based on texture analysis and beamlet transform. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(5), 1946-1958.
- Sghaier, M. O., Coulibaly, I. & Lepage, R. (2014). A novel approach toward rapid road mapping based on beamlet transform. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Quebec City, QC, 13-18 July*, pp. 2351-2354.
- Sghaier, M. O., Foucher, S. & Lepage, R. (2016a). River extraction from high-resolution sar images combining a structural feature set and mathematical morphology. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(3), 1025-1038.
- Sghaier, M. O., Foucher, S., Lepage, R. & Dahmane, M. (2016b, July). Combination of texture and shape analysis for a rapid rivers extraction from high resolution sar images. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, China, 23-28 July*, pp. 673-676.
- Shackelford, A. & Davis, C. (2003). Urban road network extraction from high-resolution multispectral data. *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, Berlin, Germany, 22-23 May*, pp. 142-146.
- Shafer, G. (1976). *A mathematical theory of evidence*. Princeton university press.
- Shamos, M. (1978). *Analysis of the complexity of fundamental geometric algorithms such as area computation, sweep-line algorithms, polygon intersection, voronoi diagram construction, and minimum spanning tree*. (Thèse de doctorat, Yale University).
- Singh, K. K., Pal, K. & Nigam, M. J. (2012). Article : Shadow detection and removal from remote sensing images using ndi and morphological operators. *International Journal of Computer Applications*, 42(10), 37-40. Published by Foundation of Computer Science, New York, USA.
- Sirmacek, B. & Unsalan, C. (2008, oct). Building detection from aerial images using invariant color features and shadow information. *23rd International Symposium on Computer and Information Sciences (ISCIS), Istanbul, Turkey, 27-29 October*, pp. 1-5.
- Skakun, S., Kussul, N., Shelestov, A. & Kussul, O. (2014). Flood hazard and flood risk assessment using a time series of satellite images : A case study in namibia. *Risk Analysis*, 34(8), 1521–1537.
- Smarandache, F. & Dezert, J. (2004). *Advances and applications of dsmt for information fusion (collected works)*. American Research Press.
- Sohn, H.-G., Song, Y.-S. & Kim, G.-H. (2005). Detecting water area during flood event from sar image. Dans *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2005 : International Conference, Singapore, May 9-12, 2005, Proceedings, Part II* (pp. 771–780). Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg.

- Stehman, S. V. (1997). Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy. *Remote Sensing of Environment*, 62(1), 77–89. doi : [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00083-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00083-7).
- Sun, J. & Mao, S. (2011). River detection algorithm in sar images based on edge extraction and ridge tracing techniques. *International journal of remote sensing*, 32(12), 3485–3494.
- Tao, B. & Zhang, L. (2013). Vector mathematical morphology for color image processing. Dans Du, W. (Éd.), *Informatics and Management Science III* (vol. 206, pp. 187-193). Springer London.
- Thomas, D. S., Ertugay, K. & Kemec, S. (2007). The role of geographic information systems/remote sensing in disaster management. Dans *Handbook of Disaster Research* (pp. 83–96). New York, NY : Springer New York. doi : 10.1007/978-0-387-32353-4\_5.
- Toussaint, G. T. (1983). Solving geometric problems with the rotating calipers. *Proceedings IEEE Melecon*, 83, 1–4.
- Touzi, R., Lopes, A. & Bousquet, P. (1988). A statistical and geometrical edge detector for SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(6), 764-773. doi : 10.1109/36.7708.
- Ulaby, F. T., Moore, R. K. & Fung, A. K. (1982). *Microwave remote sensing active and passive-volume 2 : Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*. Addison-Wesley Publishing Company Advanced Book Program/World Science Division.
- Valero, S., Chanussot, J., Benediktsson, J., Talbot, H. & B. Waske. (2010). Advanced directional mathematical morphology for the detection of the road network in very high resolution remote sensing images. *Pattern Recognition Letters*, 31(10), 1120-1127.
- Viola, P. & Wells III, W. M. (1997). Alignment by maximization of mutual information. *International Journal of Computer Vision*, 24(2), 137-154.
- Wang, J., Ge, Y., Heuvelink, G. B., Zhou, C. & Brus, D. (2012). Effect of the sampling design of ground control points on the geometric correction of remotely sensed imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18, 91-100.
- Wang, Y., Wang, Y., Da, Y., Liu, X., Li, J. & Huang, J. (2011). An object-oriented method for road damage detection from high resolution remote sensing images. *19th International Conference on Geoinformatics, Shanghai, China, 24-26 June*, pp. 1-5.
- Wei, Q. R. & Feng, D. Z. (2016). Extracting line features in sar images through image edge fields. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(4), 540-544.
- Wiedemann, C. (2003). External evaluation of road networks. *In The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34, 93–98.

- Xin, H., Liangpei, Z. & Pingxiang, L. (2007). Classification and extraction of spatial features in urban areas using high-resolution multispectral imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4(2), 260-264. doi : 10.1109/LGRS.2006.890540.
- Yu, Q., Yang, X., Fu, S., Liu, X. & Sun, X. (2007). An adaptive contoured window filter for interferometric synthetic aperture radar. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4(1), 23-26. doi : 10.1109/LGRS.2006.883527.
- Yudin, M., Yudin, O. & Dubinin, P. (2007). Beamlet transforms and their application to geophysical data processing. *Izvestiya, Physics of the Solid Earth*, 43(3), 225-236. doi : 10.1134/S106935130703007X.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3), 338–353.
- Zhang, F., Xiao, Z., Geng, L., Wu, J., Xu, Z., Wang, D. & Xi, J. (2015). Skeleton extraction based on anisotropic partial differential equation. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 126(23), 3692-3697. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijleo.2015.08.189>.
- Zhang, R. & Lin, X. (2010). Automatic road extraction based on local histogram and support vector data description classifier from very high resolution digital aerial. *IEEE International on Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Honolulu, USA, 25-30 July*, pp. 441-444.
- Zhu, H., Li, C., Zhang, L. & Shen, J. (2015). River channel extraction from SAR images by combining gray and morphological features. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 34(7), 2271-2286. doi : 10.1007/s00034-014-9922-2.