

Extraction et évaluation des routes endommagées à partir
d'images satellitaires par des algorithmes d'apprentissage
automatique

par

Idrissa COULIBALY

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

MONTREAL, LE 8 SEPTEMBRE 2026

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Idrissa COULIBALY, 2026



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:

Mme. Michèle St-Jacques, Directrice de Thèse
Département de génie de la Construction, École de technologie supérieure

M. Tony Wong, Président du Jury
Département de génie des Systèmes, École de technologie supérieure

M. Adel Francis, membre du jury
Département de génie de la Construction, École de technologie supérieure

M. Gabriel Lefebvre, membre du jury
Département de génie de la Construction, École de technologie supérieure

M. Luc Pellecuer, Examineur Externe Indépendant
Senior lecturer in Civil Engineering. University of the West of England (UWE Bristol)

M. Lacina Coulibaly, Examineur Externe Indépendant
École de foresterie, Université de Moncton

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

LE 9 JUILLET 2026

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

AVANT-PROPOS

La présente recherche s'inscrit dans un processus de détection et d'extraction d'informations pertinentes à partir des images satellitaires lors d'une catastrophe majeure.

Vu la problématique à produire rapidement la cartographie de l'état des infrastructures essentielles opérationnelles et non opérationnelles pour circonscrire une catastrophe et ainsi fournir de l'information pertinente dont les secouristes ont grandement besoin pour sauver des vies humaines, une approche méthodologique a été adoptée. L'application de la technique d'analyse multirésolution associée conjointement à l'algorithme de l'angle spectral permet l'extraction de routes des images satellitaires. La détection des débris et l'évaluation des routes endommagées seront faites par des algorithmes d'apprentissage. Les algorithmes peuvent arriver à détecter les détériorations et les dégradations sur les routes asphaltées avec l'introduction de l'information texturale.

La contribution principale de cette thèse est d'améliorer l'extraction des routes opérationnelles et non opérationnelles dans un contexte de catastrophes majeures dans le but de faciliter le travail des photointerprètes. Bien que nous ayons des résultats encourageants et prometteurs, certains points restent encore à consolider. De futures collaborations dans ce domaine de recherche pourraient permettre de répondre à la problématique exprimée, soit faire la cartographie de l'état des infrastructures dans les 48 heures qui suivent une crise majeure pour aider à sauver des vies humaines.

Ces travaux de recherche menés au LIVIA (*Laboratoire d'Imagerie, de Vision et d'Intelligence Artificielle*) de l'École de technologie supérieure de Montréal sous la supervision du Pr. Richard Lepage du département de génie des systèmes et du Pr. Michèle Saint-Jacques du département de génie de la construction ont fait l'objet de publications scientifiques avec comité de lecture.

REMERCIEMENTS

Avant toute chose, je tiens à exprimer ma gratitude pour la force, la persévérance et le soutien qui m'ont permis de mener à terme ce parcours universitaire, malgré les périodes de doute, de remise en question et de stress.

La page des remerciements est sans doute l'une des plus émouvantes à écrire, tant elle invite à se retourner sur les années de labeur, de persévérance et d'apprentissage, tout en rendant hommage à celles et ceux qui, par leur présence, leurs conseils, leurs encouragements ou leurs critiques constructives, ont contribué à l'aboutissement de ce travail.

Je souhaite exprimer, en tout premier lieu, ma gratitude la plus profonde à la professeure Michèle Saint-Jacques, ma directrice de thèse, qui a été pour moi bien plus qu'une directrice. Par sa présence constante, ses relances patientes, son engagement indéfectible et sa détermination à mener ce travail à son terme, elle a joué un rôle absolument décisif dans l'aboutissement de cette thèse. À ses côtés, j'ai pu approfondir ma compréhension de nombreux concepts et affermir progressivement ma maîtrise des fondements méthodologiques liés à l'extraction et à l'analyse des réseaux routiers. La justesse de ses observations, la finesse de ses remarques, la pertinence de ses orientations et l'attention portée à l'interprétation comme à la validation des résultats ont grandement contribué à la qualité de ce travail. Je garde également en mémoire des gestes simples, mais profondément marquants, comme ces mots qu'elle m'écrivait, parfois à la hâte dans les locaux du Conseil d'administration de l'École où je siège, pour m'encourager à corriger les dernières coquilles, à déposer enfin cette thèse et à ne plus céder à la procrastination. Elle m'a prodigué, tout au long de ce parcours, des conseils empreints d'une bienveillance presque maternelle, avec une générosité humaine et intellectuelle qui m'a profondément touché. Elle a aussi contribué activement à mobiliser l'administration dans le cadre de ma réadmission au doctorat. Je tiens enfin à souligner, avec une reconnaissance toute particulière, le soutien financier régulier dont j'ai bénéficié de sa part. Pour tout cela, et pour bien plus encore, je lui adresse ma plus profonde gratitude. Sa présence dans mon parcours a été une véritable bénédiction.

VIII

Je tiens également à exprimer ma très profonde et sincère reconnaissance à mon ancien directeur de thèse, le professeur Richard Lepage, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de diriger mes travaux et pour la qualité tout à fait remarquable de son encadrement. Par sa rigueur intellectuelle exceptionnelle, sa patience constante, sa grande générosité scientifique et la confiance bienveillante qu'il m'a accordée, il a été pour moi un guide d'une valeur inestimable. L'accès généreux qu'il m'a offert à sa bibliothèque, l'étendue de son savoir, la finesse de ses analyses et la pertinence de ses orientations m'ont permis d'avancer avec davantage de profondeur, de lucidité, de méthode et de confiance, tant à la maîtrise qu'au doctorat. Au-delà de l'accompagnement scientifique, son soutien a représenté pour moi une véritable source d'élévation intellectuelle et de motivation. Son empreinte sur mon parcours est profonde et durable. Qu'il reçoive ici l'expression de mon profond respect, de ma gratitude la plus émue et de ma très grande admiration.

J'adresse mes remerciements les plus respectueux au professeur Tony Wong, au professeur Adel Francis, au Dr Luc Pellecuer, au professeur Gabriel Lefebvre et au professeur Lacina Coulibaly, qui ont accepté de faire partie de mon jury de thèse. Leur présence m'honore profondément. Je suis très sensible au temps, à l'attention et à la considération qu'ils ont accordés à l'évaluation de ce travail. Chacun, par son expertise, son regard scientifique et son engagement académique, contribue à enrichir la portée et la valeur de cette recherche.

Je tiens aussi à remercier l'ensemble des étudiantes et étudiants du LIVIA (JF Connolly, Miguel, Donavan, Rafaël, Safa, Mohamed, Ibtihel, Hicham, Roghaiyeh, Francis, Paolo, Thierry, Waël), et plus particulièrement ceux de notre groupe de recherche en télédétection et catastrophes majeures (David D., Stephane B., Olaf G., Wilson, Moslem S., Francis C.), qui m'ont conseillé et ont partagé leurs connaissances tout au long de ces années d'études supérieures. J'adresse un grand merci à Jean-Nicola B., Christophe P., Mehdi H. pour leur collaboration et leur soutien constant durant mes travaux de recherche doctorale.

Je souhaite également souligner la précieuse contribution de Nicolas Spiric et de Francis Charette Migneault, dont la collaboration a joué un rôle important dans l'avancement de mes tra-

vaux. Leurs échanges, leurs conseils et leur implication ont contribué de manière significative à la rédaction et à la publication d'articles scientifiques réalisés conjointement. Je leur exprime toute ma reconnaissance pour la qualité de leur collaboration, leur disponibilité et leur apport scientifique à ce travail.

Je souhaite également avoir une pensée toute particulière pour ma chère fille bien-aimée, Hafsétou Latifa N'Dabani, qui, par ses mots d'encouragement, n'a cessé de me soutenir dans l'achèvement de ce travail. J'adresse également ma profonde gratitude à sa mère, Fatoumata Baro, pour son soutien et ses encouragements, ainsi qu'à ma grande sœur, Haya Coulibaly, pour sa présence, son affection et son soutien tout au long de ce parcours.

Enfin, j'adresse mes plus vifs remerciements et ma profonde reconnaissance à mes parents, à mes amies et amis, ainsi qu'à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce projet, cru en moi et m'ont encouragé tout au long de ce parcours.

Extraction et évaluation des routes endommagées à partir d'images satellitaires par des algorithmes d'apprentissage automatique

Idrissa COULIBALY

RÉSUMÉ

Durant ces dernières années, le globe terrestre a été confronté à des péripéties et des aléas de catastrophes majeures de tout acabit. Ces catastrophes occasionnent des pertes colossales en vie humaine et en infrastructures. Pour prévenir ou faire face à ces dangers, la communauté internationale et les autorités gouvernementales se sont mobilisées. L'un des moyens les plus efficaces pour la communauté internationale et les gouvernements pour circonscrire le fléau sont les outils de la télédétection avec l'acquisition quasi instantanée des images et leur large couverture des zones sinistrées. Lorsque survient un tel fléau, la production par les photointerprètes de la cartographie de l'état des infrastructures opérationnelles et non opérationnelles qui donnent accès aux populations et aux hôpitaux de fortune est primordiale pour les équipes de secours. L'apport de ce travail sera d'assister les photointerprètes en automatisant leur tâche dans la chaîne de traitement des images. La chaîne de traitement consiste à détecter les infrastructures essentielles que sont les routes et d'en évaluer leur niveau de dommage. Dans un premier temps, pour les modules de reconnaissance de routes, nous proposons conjointement l'algorithme de l'angle spectral (AS) basé sur le gradient et l'analyse multirésolution (AMR). L'AS utilise l'information spectrale pour distinguer les routes des autres occupations du sol pendant que l'AMR utilise des filtres passe-bas linéaires (Gaussien) pour réduire le contenu des hautes fréquences (bruit) dont l'objectif est de simplifier l'information de départ pour un traitement efficace de l'image optique. Dans un second temps et dans un même ordre d'idée, nous appliquerons une combinaison d'algorithmes de Bresenham (fonction d'interpolation des pixels-route) et la multiéchelle en beamlets (méthode d'analyse multiéchelle) associé au filtre de Frost pour améliorer la détection des routes à partir des images radars à synthèse d'ouverture (RSO). Les images RSO présentent une apparence bruitée (chatolement), ce qui est une résultante du bruit multiplicatif des ondes rétrodiffusées. Les filtres de Frost permettent une réduction considérable des effets de chatolement. Dans un troisième temps, nous proposons d'améliorer la détection des dommages (blocages) sur les routes, en utilisant les *local binary pattern* (LBP) et ses variantes par les classificateurs séparateurs à vaste marge (SVM). Ces algorithmes ont été appliqués avec succès sur des données images optiques et radar. La validation de nos résultats a été appuyée par une analyse montrant les atouts et les déficiences de chacune des approches développées.

Ce travail a fait l'objet de deux communications et d'un article de revue et d'une soumission à un journal (Annexe III).

Mots clés: Multirésolution, angle spectral, filtre de chatolement, apprentissage supervisé, catastrophes majeures, détection de changement

Roads damaged extraction and evaluation from satellites images based on machine learning

Idrissa COULIBALY

ABSTRACT

In recent years, the Earth has faced incidents and risks from major disasters of all types. These disasters cause enormous losses in terms of human life and infrastructure. The global community and governments have organized to prevent or cope with these dangers. One of the most effective means available to the international community and governments to curb this scourge is the use of remote sensing equipment which provide images almost instantly, in addition to providing a wide coverage of affected areas. When such a disaster occurs, photointerpreters produce maps showing the condition of operational and non-operational infrastructures, allowing access to affected populations and makeshift hospitals, which are all crucial for rescue teams. This work shall contribute by assisting photointerpreters by automating their task in the image processing chain. The image processing chain consists in detecting essential infrastructures consisting of roads and to evaluate their level of damage. Firstly, for road detection modules, we are proposing jointly, a spectral angle algorithm (SA) based on gradient and multiresolution analyses. SA uses spectral information to distinguish roads from other forms of land cover, while MRA uses low-frequency linear (Gaussian) filters to reduce high frequency contents (noise) in a bid to simplify the original information for effective processing of the optical image. Secondly, and in the same vein, we will apply a combination of Bresenham algorithms (interpolation function for the linearity of pixels-roads) and the multiscale beamlets (multiscale analysis method) associated with the Frost filter to improve the detection of roads from synthetic aperture radar (SAR) images. SAR images have a noisy appearance (speckle) due to noise from backscattered waves. Frost filters considerably reduce speckle effects. Thirdly, we are proposing an improvement of road damage (blockage) detection, using the local binary pattern (LBP) and its variants through support vector machine (SVM) classifiers. These algorithms have successfully been applied on optic and radar image data. Our results were validated by an analysis showing the advantages and disadvantages of each of the approaches developed.

This work was the subject of two papers and one journal article and submission (Annexe III).

Keywords: Multiresolution, spectral angle, speckle filter, supervised learning, major disasters, change detection

TABLE DES MATIÈRES

	Page
CHAPITRE 1 INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1.1 Mise en contexte et problématique	1
1.2 Problèmes liés à l'analyse d'images et motivation	7
1.2.1 Problèmes liés à l'exploitation des images satellitaires	8
1.2.2 Problèmes liés à la modélisation dans les images optiques	11
1.2.3 Problèmes liés à la modélisation dans les images radar	14
1.2.4 Problèmes liés à l'évaluation des dégâts	15
1.3 Présentation du projet de thèse	16
1.3.1 Organigramme général	16
1.3.2 Modularité de la thèse	17
1.3.2.1 Module d'extraction de route à partir des images optiques	17
1.3.2.2 Module d'extraction de route à partir des images radar	17
1.3.2.3 Module de détection de changement et de quantification des dégâts	18
1.3.2.4 Module d'évaluation des dégâts	19
1.3.3 Questions de recherche	20
1.3.4 Objectifs	21
1.3.5 Hypothèses de recherche	21
1.4 Contribution et retombées potentielles	22
1.4.1 Contribution scientifique	22
1.4.2 Retombées potentielles et impact industriel	24
1.5 Organisation de la thèse	25
CHAPITRE 2 TÉLÉDÉTECTION ET CATASTROPHES MAJEURES	29
2.1 Introduction	29
2.2 Acquisition et prétraitement des images optiques	29
2.2.1 Corrections atmosphériques	31
2.2.2 Corrections radiométriques	31
2.2.3 Corrections géométriques	32
2.2.4 Résolution d'un capteur optique	33
2.3 Principe de formation et propriétés des images radars	34
2.3.1 Signal radar	34
2.3.2 Rétrodiffusion et rugosité	35
2.3.3 Choix de la longueur d'onde	37
2.3.4 Résolution d'un capteur radar	41
2.3.5 Radar à synthèse d'ouverture	41
2.4 Comparaison entre l'imagerie optique et l'imagerie radar	44
2.5 Solutions spatiales pour la gestion des catastrophes	46
2.6 Charte Internationale « Espace et catastrophes majeures » (CIECM)	49

2.6.1	Mise en contexte et statistiques	49
2.6.2	Cycle de gestion pour répondre aux catastrophes	52
2.6.3	Besoins et exigences dans la gestion d'une crise	54
2.7	Conclusion partielle - Chapitre 2	55
CHAPITRE 3 REVUE DES CONNAISSANCES ET ÉTAT DE L'ART		57
3.1	Introduction	57
3.2	État des connaissances sur l'extraction de la route et la détection des dégâts	57
3.2.1	Différents types de revêtement de la route	57
3.2.2	Variabilité de la route, les conditions et moyens d'observation	62
3.3	État des connaissances sur l'extraction de routes et l'évaluation des dommages	64
3.3.1	Processus d'extraction des routes à partir des images satellitaires	64
3.3.2	Problèmes rencontrés dans l'interprétation des images satellitaires	66
3.3.3	Détection de changement à partir des images satellitaires	69
3.3.4	Évaluation et quantification des routes endommagées	73
3.4	État de l'art sur l'extraction des routes linéaires	78
3.4.1	Algorithme de détection de lignes et de contours	78
3.4.2	Algorithmes de suivi de lignes	85
3.4.3	Apport de données auxiliaires ou multisources	91
3.5	État de l'art sur l'extraction des routes surfaciques	94
3.5.1	Multirésolution, contours et gradient	94
3.5.2	Filtres évolutifs	98
3.5.3	Classification : SVM et Apprentissage profond	100
3.6	État de l'art sur la détection des routes endommagées et des dégâts	111
3.6.1	Classification des routes endommagées	111
3.6.2	Évaluation et quantification des routes endommagées	116
3.7	Conclusion partielle - Chapitre 3	123
CHAPITRE 4 EXTRACTION DES ROUTES À PARTIR DES IMAGES SATELLITAIRES OPTIQUES ET RADARS		129
4.1	Introduction	129
4.2	Extraction de route par angle spectral et la multirésolution	130
4.2.1	Mise en contexte et défis	130
4.2.2	Intérêt de la représentation pyramidale multi-échelle dans l'imagerie satellitaire	131
4.2.3	AMR appliquée dans la détection des routes	132
4.2.4	Décomposition multirésolution et représentation pyramidale d'images	133
4.2.4.1	Décomposition multirésolution	133
4.2.4.2	Représentation pyramidale	135
4.3	Méthodologie d'extraction de route réalisée conjointement avec l'AMR	138
4.3.1	Génération de l'espace d'échelles et de la pyramide d'images	139

4.3.2	Extraction de routes à partir d'images optiques : algorithme de l'angle spectral	141
4.3.2.1	Principe et fonctionnement de l'angle spectral (AS)	141
4.3.2.2	Évaluation des distances angulaires	144
4.3.2.3	Recherche de segments de routes basée sur la technique du gradient	144
4.3.2.4	Raffinement et vectorisation	145
4.3.2.5	Méthode de projection et d'évaluation	148
4.3.2.6	Limites de l'application de l'algorithme de l'angle spectral	150
4.4	Extraction de routes à partir d'images radar : la transformée en beamlets	151
4.4.1	Filtres de prétraitement	152
4.4.1.1	Filtres de réduction de chatoiement	152
4.4.1.2	Filtres spéciaux pour la réduction de chatoiement	153
4.4.2	Évaluation des filtres	154
4.4.2.1	Nombre équivalent d'apparence (ENL)	155
4.4.2.2	Indice de suppression du bruit de chatoiement (SSI)	155
4.4.2.3	Indice améliorant les bords (EEI)	156
4.4.3	Théorie et décomposition de la transformée en beamlets	156
4.4.4	Amélioration de détection des routes	159
4.5	Définition des métriques pour la validation de l'extraction des routes	162
4.5.1	Éléments des résultats d'évaluation	162
4.5.2	Différents métriques d'évaluation	164
4.5.2.1	Taux de recouvrement ou complétude (R)	164
4.5.2.2	Taux de précision (P)	164
4.5.2.3	Qualité (Q)	165
4.5.2.4	Distance de classement (DC)	165
4.5.2.5	Facteur de ramification (FR)]	166
4.6	Conclusion partielle - Chapitre 4	166
CHAPITRE 5 DÉTECTION ET ÉVALUATION DES ROUTES ENDOMMAGÉES		167
5.1	Introduction	167
5.2	Extraction de caractéristiques	167
5.2.1	Extraction de caractéristiques globales	168
5.2.2	Extraction de caractéristiques locales	170
5.2.2.1	Textures de Haralick	171
5.2.2.2	Histogramme de gradients orientés	174
5.3	Algorithme d'apprentissage automatique	179
5.3.1	Intelligence	179
5.3.2	Apprentissage	180
5.3.3	Exemples d'application d'apprentissage	180
5.3.4	Apprentissage ou entraînement	181

5.3.5	Généralisation	181
5.4	Techniques de classification conventionnelles	182
5.4.1	Classificateur Isodata	182
5.4.2	Classificateur k-PPV	183
5.4.3	Classificateur du maximum de vraisemblance	184
5.5	Techniques récentes de classificateurs	185
5.5.1	Classificateur AdaBoost	185
5.5.2	Classificateurs SVMs	185
5.5.2.1	Généralités sur les SVMs	185
5.5.2.2	SVM linéairement séparable	188
5.5.2.3	SVM non-linéairement séparable	192
5.5.2.4	SVMs multiclassés	198
5.5.2.5	Classificateur SVM à une classe	199
5.5.2.6	Optimisation des variables et paramètres	201
5.5.2.7	Facteurs importants des classificateurs OCSVMs	206
5.5.2.8	Pourquoi les OCSVMs pour la détection des dégâts	207
5.6	Évaluation des performances des classificateurs	209
5.6.1	Évaluation et problématique	209
5.6.2	Matrice de confusion	210
5.6.2.1	Évaluation descriptive d'une matrice de confusion	210
5.6.2.2	Évaluation analytique d'une matrice de confusion	211
5.7	Conclusion partielle - Chapitre 5	213
CHAPITRE 6 PROTOCOLES EXPÉRIMENTAUX ET RÉSULTATS		215
6.1	Introduction	215
6.2	Application 1 : Détection et extraction de routes intactes et endommagées par imagerie optique	216
6.2.1	Introduction	216
6.2.2	Présentation et analyse des données images optiques	217
6.2.2.1	Présentation et analyse qualitative - zone européenne	217
6.2.2.2	Présentation et analyse qualitative - zone des Caraïbes	218
6.2.3	Protocole expérimental	219
6.2.4	Résultats expérimentaux et interprétations	221
6.2.4.1	Analyse quantitative - images tests sans traitement de l'AMR	222
6.2.4.2	Analyse quantitative - images tests avec le traitement de l'AMR	224
6.2.4.3	Analyse quantitative - technique du multiple échantillonnage des pixels de référence	232
6.2.5	Discussion	235
6.2.6	Comparaison des résultats avec la littérature	236
6.3	Conclusion partielle de l'application 1	239

6.4	Application 2 : Détection et extraction des routes intactes et endommagées par imagerie radar	241
6.4.1	Introduction	241
6.4.2	Présentation des données images radar	241
6.4.2.1	Présentation - Amérique du nord - Toronto	241
6.4.2.2	Présentation - Amérique du nord - Lac Mégantic	241
6.4.2.3	Présentation - les Caraïbes - Haïti	242
6.4.3	Protocole expérimental	242
6.4.3.1	Processus de détection initial	243
6.4.3.2	Prétraitement amélioré	244
6.4.3.3	Détection de route à partir de la transformée en beamlets	245
6.4.3.4	Détection de la route améliorée	245
6.4.3.5	Mesures de la qualité	245
6.4.4	Résultats expérimentaux et interprétations	246
6.4.4.1	Analyse qualitative et quantitative - réduction du bruit de chatoiement	246
6.4.4.2	Analyse qualitative et quantitative - préservation des contours	248
6.4.4.3	Analyse qualitative et quantitative - détection par la transformée en Beamlets	250
6.4.5	Discussion	254
6.4.6	Comparaison des résultats avec la littérature	255
6.5	Conclusion partielle de l'application 2	256
6.6	Application 3 : Classification et évaluation des dommages sur les routes endommagées par imagerie optique et radar	257
6.6.1	Introduction	257
6.6.1.1	Présentation des données images optiques	258
6.6.1.2	Présentation des données images radar	261
6.6.2	Protocole expérimental	263
6.6.2.1	Base d'apprentissage et extraction de caractéristiques	264
6.6.2.2	Réglage des principaux paramètres des classificateurs	268
6.6.2.3	Combinaison des caractéristiques texturales	270
6.6.2.4	Combinaison des algorithmes de classification	271
6.6.3	Résultats expérimentaux et interprétation	272
6.6.3.1	Analyse qualitative et quantitative des routes - images optiques	272
6.6.3.2	Analyse qualitative et quantitative des routes - image radar	281
6.6.3.3	Analyse qualitative des résultats des algorithmes de classification combinés	292
6.6.3.4	Analyse quantitative des résultats des algorithmes de classification combinés	292

6.6.3.5	Analyse de la performance des caractéristiques et des algorithmes de classification combinés	295
6.6.3.6	Discussion	299
6.6.4	Comparaisons des résultats avec la littérature	300
6.7	Conclusion partielle de l'application 3 - Chapitre 6	303
ANNEXE I	RISQUE MAJEUR	311
ANNEXE II	PROCESSUS D'ACTIVATION DE LA CHARTE INTERNATIONALE "ESPACE ET CATASTROPHES MAJEURES"	315
ANNEXE III	PUBLICATIONS	319
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES		321

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Brève description des contributions proposées dans cette thèse 24
Tableau 2.1	Quelques capteurs optiques lors d'une catastrophe 30
Tableau 2.2	Acquisition d'images : fenêtres atmosphériques et conditions optimales 34
Tableau 2.3	Caractéristiques des capteurs optiques et radars utilisés pour les catastrophes 55
Tableau 3.1	Variabilités et contraintes liées à l'extraction de routes 63
Tableau 3.2	Vue d'ensemble d'algorithmes d'extraction de routes (intactes ou détruites) 77
Tableau 3.3	Masque horizontal 79
Tableau 3.4	Masque diagonal droit 80
Tableau 3.5	Résumé des méthodes d'extraction de lignes et contours 84
Tableau 3.6	Résumé des méthodes de suivi de lignes 91
Tableau 3.7	Résumé des méthodes par données auxiliaires 94
Tableau 3.8	Résumé des méthodes pour l'extraction surfacique 108
Tableau 3.9	Critères de gravité des dommages sur les routes en fonction des différents degrés d'échelles 119
Tableau 3.10	Résumé des méthodes d'extraction et d'évaluation des routes endommagées 122
Tableau 4.1	Premiers coefficients binomiaux avec le triangle de Pascal 136
Tableau 5.1	Quelques exemples d'application d'apprentissage automatique 180
Tableau 5.2	Noyau, hyperparamètres et intervalles de recherche pour les SVMs 202
Tableau 5.3	Exemple de matrice de confusion issue de la classification de l'image Quickbird du séisme de Boumerdès 212

Tableau 6.1	Différents types d'images pour l'ensemble des tests de validation	216
Tableau 6.2	Les paramètres de l'algorithme d'extraction de routes	221
Tableau 6.3	Performance des techniques proposées à partir des images Quickbird avec 4 octaves (O) contenant 4 échelles (É) avec l'AMR et sans l'AMR, taux de recouvrement (R), taux de qualité (Q), taux de précision (P)	223
Tableau 6.4	Performance de la technique proposée avec un récapitulatif des meilleurs résultats obtenus avec 4 octaves (O) contenant 4 échelles (É) par l'AMR (R, Q, P, DC, FR)	226
Tableau 6.5	Performance des techniques proposées à partir des images Quickbird avec 4 octaves (O) contenant 4 échelles (É) avec l'AMR et sans l'AMR (R, DC, FR)	228
Tableau 6.6	Performance de la technique du multiple échantillonnage des pixels de référence avec un récapitulatif des meilleurs résultats obtenus	235
Tableau 6.7	Comparaison des performances de différentes méthodes d'extraction de routes sur les images Quickbird	237
Tableau 6.8	Évaluation des filtres par les indices de réduction et de préservation du bruit à partir des images filtrées.	249
Tableau 6.9	Performance de l'approche combinée de la transformée en beamlets avec les filtres pour la détection des routes	252
Tableau 6.10	Illustration des échantillons de la base d'apprentissage	266
Tableau 6.11	Résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques et la comparaison des classes de précision (précision du producteur [PP %], précision de l'utilisateur [PU %], précision totale [PT %]) et le coefficient kappa [k] - Image optique de la ville de Boumerdès (Algérie), Afrique du nord.	276
Tableau 6.12	Résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques et la comparaison des classes de précision (précision du producteur [PP %], précision de l'utilisateur [PU %], précision totale [PT %]) et le coefficient kappa [k] - Image optique d'Haïti, dans les Caraïbes.....	279

Tableau 6.13	Résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques et la comparaison des classes de précision (précision du producteur [PP %], précision de l'utilisateur [PU %], précision totale [PT %]) et le coefficient kappa [k] - Image radar du Lac Mégantic (Québec), Amérique du nord.....	286
Tableau 6.14	Résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques et la comparaison des classes de précision (précision du producteur [PP %], précision de l'utilisateur [PU %], précision totale [PT %]) et le coefficient kappa [k] - Image radar Haïti, dans les Caraïbes.....	291
Tableau 6.15	Résultats de la combinaison trois algorithmes de classification supervisée [AdaBoost, SVM et OCSVM] et les classes de précision ([PP %], [PU %], [PT %]) et le coefficient kappa [k] à partir des quatre images.	294

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1 Soulèvement de routes impraticables après le séisme du 12 mai 2008 dans la ville de Wenchuan (Chine)	2
Figure 1.2 Tendance dégagée des fréquences des catastrophes et des victimes : Illustration tirée du rapport EM-DAT, Université Catholique de Louvain	3
Figure 1.3 Organigramme de gestion d'une catastrophe majeure	6
Figure 1.4 Organisation des secours sur le terrain.....	7
Figure 1.5 Route partiellement occultée par des artéfacts	9
Figure 1.6 Exemples d'artéfacts et d'occlusions dans les images	9
Figure 1.7 Profils radiométriques de deux modèles de route	12
Figure 1.8 Réseaux de routes tortueux versus quadrangulaires.....	13
Figure 1.9 Erreurs géométriques et radiométriques causées par les variations de relief.....	14
Figure 1.10 Débris des effondrements de structures sur les routes après une crise.....	19
Figure 1.11 Comparaison d'effondrement et de débris avant et après la catastrophe. Les images [(a1); (b1)] et [(a2); (b2)] sont respectivement avant et après la catastrophe	19
Figure 1.12 Diagramme général de la thèse.....	27
Figure 2.1 Principe de formation de l'image radar	35
Figure 2.2 Différents phénomènes de rétrodiffusion observés.....	36
Figure 2.3 Variation du flux selon l'angle d'observation pour une position du soleil presque fixe de deux extraits d'images PAN-version 1 (satellite-SPOT-1).....	38
Figure 2.4 Extraits d'images RADARSAT-1 en mode Standard acquises vers la fin du mois de mai avec une semaine d'intervalle	39

Figure 2.5	Éventuelles erreurs géométriques causées par les variations de relief	43
Figure 2.6	Prise de vue oblique : image radar et sa représentation schématique	44
Figure 2.7	Comparaison des images PAN du satellite IRS et des images radar du satellite RADARSAT. Les pistes de l'aéroport apparaissent foncées (surfaces lisses pour les ondes radar); les surfaces gazonnées apparaissent avec une teinte moyenne (surface plutôt lisse). (les imageries font environ 1,8 x 1,3 km).....	45
Figure 2.8	Comparaison des images PAN du satellite IRS et des images radars du satellite RADARSAT. Les façades de bâtiments exposées aux microondes apparaissent brillantes dû au phénomène de réflexion en coin (les imageries font environ 1,4 x 1,4 km)	46
Figure 2.9	Satellites géostationnaire et héliosynchrone	47
Figure 2.10	Nombre de catastrophes et nombre de personnes tuées et affectées par les catastrophes dans le monde.....	50
Figure 2.11	Types de catastrophes et leurs coûts dans le monde.....	51
Figure 2.12	Cycle de gestion des catastrophes.....	53
Figure 3.1	Quelques différents types de revêtement utilisés [routes et toitures]	58
Figure 3.2	Réflectances calculées sur une image Quickbird dans les bandes B, V, R et PIR	60
Figure 3.3	Histogramme des réflectances au sol calculées sur une image Quickbird.....	61
Figure 3.4	Image de référence et résultat de la classification thématique de 5 classes de l'image Quickbird post-séisme de la ville de Boumerdès-Algérie. Rouge = dégâts/débris, Vert = asphalte et toits intacts, Bleu = sol, Jaune = végétation, Cyan = ombres source : Rathje & Crawford (2003)	71
Figure 3.5	Résultats de l'identification des degrés de dommages. Les différents niveaux de dégâts sur les segments de route en vert, bleu, jaune et rouge montrent respectivement la graduation des dommages selon 4 niveaux : intact, mineur, modéré, important.....	75
Figure 3.6	Route partiellement occultée par des artefacts	76

Figure 3.7	Fonctionnalité d'un neurone formel de Hayman (1999)	82
Figure 3.8	Illustration de la poursuite d'une route par le filtre de Kalman	85
Figure 3.9	Projection d'une droite ($y = \rho x + \tau$) dans l'espace des paramètres	88
Figure 3.10	Transformée de Hough : exemple de projection d'un contour	88
Figure 3.11	Principe de l'angle spectral	97
Figure 3.12	Hyperplan séparant les données en deux classes : (a) hyperplan avec une infinité de solutions possibles. (b) hyperplan avec marge optimale entre les données où les points rouges sont des vecteurs supports	101
Figure 3.13	Principe du calcul des motifs locaux binaires-LBP	103
Figure 3.14	Une architecture d'apprentissage profond utilisée pour l'extraction des routes à partir des images	107
Figure 3.15	Résultats de la segmentation et de l'identification des dommages sur l'image du séisme d'Haïti	113
Figure 3.16	Résultats de la classification des routes endommagées par l'algorithme OC-SVM	114
Figure 3.17	Illustration de l'identification visuelle respectivement de l'image originale (a) de l'extraction de routes (b) et des dommages sur les routes (c)	115
Figure 3.18	Résultats de la classification orientée-objet	117
Figure 3.19	Comparaison des principales approches d'extraction des routes	123
Figure 4.1	Représentation hiérarchique avec la combinaison linéaire de l'information des niveaux précédents.	137
Figure 4.2	Schéma global de l'extraction de routes conjointement avec l'AMR	139
Figure 4.3	Décomposition multirésolution sur une image multispectrale [Spiric (2011)]	140
Figure 4.4	Représentation hiérarchique avec la combinaison linéaire de l'information des niveaux précédents.	141

Figure 4.5	Adaptation de la méthodologie développée dans OTB pour le traitement d'images à plusieurs bandes	142
Figure 4.6	Principe d'évaluation de l'angle spectral	143
Figure 4.7	Détecteur de ligne basé sur le gradient	145
Figure 4.8	Schéma représentatif de l'aspect d'une route et des gradients : (a) direction des gradients sur les bords de la route (b) Calcul du produit scalaire maximum de a_1 et b_1 pour déterminer la direction en rouge de la route	146
Figure 4.9	Simplification et jonction des segments de routes	146
Figure 4.10	Algorithme d'extraction de routes de la bibliothèque OTB	148
Figure 4.11	Projection de routes détectées par interpolation linéaire [Spiric (2011)]	150
Figure 4.12	Bruit de chatoiement à partir d'image radar acquise illustrant la problématique de la détection de routes. Port-au-Prince, 2010, RADARSAT-2	153
Figure 4.13	Décomposition pyramidale de la transformée en beamlets	158
Figure 4.14	Création et suivi de pixels (beamlet) par la fonction d'interpolation Bresenham	159
Figure 4.15	Redondance de l'information et la multiplicité des beamlets	161
Figure 4.16	Détection des routes par la transformée en beamlets à partir des images radars	161
Figure 4.17	Schéma de présentation et de comparaison des entités d'évaluation. (a) comparaison avec la route extraite et (b) comparaison avec les données de référence	163
Figure 5.1	Fenêtre de 8 pixels voisins avec les angles d'orientations	171
Figure 5.2	(a) Représentation d'une image avec 4 niveaux de gris, (b) forme générale de la dépendance spatiale matricielle pour une image à niveaux de gris	172
Figure 5.3	Calcul des différentes matrices pour les 4 orientations d'angle pour les pixels voisins	173

Figure 5.4	Processus de construction des caractéristiques HOG	175
Figure 5.5	Différentes textures détectées par le LBP avec les cercles blancs et noirs représentent respectivement 1 et 0	176
Figure 5.6	$LBP_{P,R}$ généralisé pour un ensemble de pixels voisins avec trois cercles symétriquement différents, où l'indice P correspond au nombre d'échantillons et R au rayon d'échantillonnage	176
Figure 5.7	Exemple de seuillage de LBP. (a) Pixel central t_c et ses 8 voisins circulaires t_1 avec un rayon de $r = 1$. (b) Exemple de bloc 3x3. (c) Patron du code binaire des 8 voisins. Le code binaire = 11001010. $LBP = 1.2^0 + 1.2^1 + 0.2^2 + 0.2^3 + 1.2^4 + 0.2^5 + 1.2^6 + 0.2^7$ $LBP = 1 + 2 + 16 + 64 = 83$	177
Figure 5.8	Exemple d'encodage des pixels par l'algorithme d'extraction de caractéristiques LBP	178
Figure 5.9	Exemple d'extraction de caractéristiques LBP	178
Figure 5.10	Hyperplan séparant les données en deux classes : (a) hyperplan avec une infinité de solutions possibles. (b) hyperplan avec marge optimale entre les données où les points rouges sont des vecteurs supports	188
Figure 5.11	De gauche à droite : SVM linéaire séparant les données en deux classes et l'autre pour un SVM avec des marges relaxées	193
Figure 5.12	Illustration de la séparation des classes par le noyau de projection ϕ	195
Figure 5.13	(a) Deux classes non séparables linéairement et projection via un noyau dans l'espace RKHS	196
Figure 5.14	Illustration des gaussiennes correctement classifiées en fonction d'une petite valeur de σ	198
Figure 5.15	Illustration des SVMs multiclassés	199
Figure 5.16	Illustration de la validation croisée à 5 blocs	204
Figure 5.17	Illustration d'un exemple de OCSVM	207
Figure 6.1	Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite : Les différentes zones de test des régions respectives rurale, périurbaine et urbaine sinistrée d'Haïti avec leurs références associées	218

Figure 6.2	Différents pixels de référence respectivement en chemin de terre et en enrobé bitumineux220
Figure 6.3	Du haut vers le bas et de gauche vers la droite : les résultats sans traitement de l'AMR sur les différentes zones tests des régions avec leurs projections sur leurs images pleines résolutions223
Figure 6.4	Évaluation visuelle de l'image rurale suivant le paradigme des feux tricolores : vrai positif en vert, faux positif en rouge et besoin de vérification en orange224
Figure 6.5	Du haut vers le bas et de gauche vers la droite : les résultats avec traitement de l'AMR sur les différentes zones tests des régions avec leurs projections sur leurs images pleines résolutions226
Figure 6.6	Résultats de détection hiérarchique sur les images tests227
Figure 6.7	Progression des métriques d'évaluation pour l'image rurale respectivement avec $\sigma = 0,5$ et $0,7$228
Figure 6.8	Progression des métriques d'évaluation pour l'image périurbaine respectivement avec $\sigma = 0,5$ et $0,7$230
Figure 6.9	Progression des métriques d'évaluation pour l'image Haïti respectivement avec $\sigma = 0,5$ et $0,7$232
Figure 6.10	Exemple de résultats de l'application de l'échantillonnage multiple des pixels de référence. a) Pixel de référence 1 ; b) Pixel de référence 2 ; c) Pixel de référence 3 ; d) Pixel de référence 4 ; e) Combinaison des résultats234
Figure 6.11	De gauche vers la droite : comparaison avec quelques méthodes semi-automatiques existantes de la littérature : $(a_1)-(a_3)$ l'image d'entrée de la région rurale et deux sous régions d'Haïti ; $(b_1)-(b_3)$ résultats produits par Sghaier & Lepage (2016) ; $(c_1)-(c_3)$ résultats de la méthode proposée avec les vrais positifs en vert.238
Figure 6.12	Du haut vers le bas, de gauche à droite : les différentes images tests et leurs références associées obtenues à l'aide du logiciel GIMP243
Figure 6.13	De gauche à droite, région d'intérêt de l'image radar de Toronto, (1) Filtrage du bruit de chatoiement par le filtre de Frost avec la taille du noyau 15×15 , (2) seuil binaire pour des potentiels routes, (3) résultat donné avec l'application de la squelettisation.....247

Figure 6.14	De gauche à droite, région d'intérêt de l'image radar de Toronto (a) filtrage du bruit de chatoiement par le filtre de Frost avec la taille du noyau 15x15, (b) seuillage binaire automatique de l'algorithme d' Otsu pour des potentiels routes, (c) résultat donné avec l'application de la squelettisation.	248
Figure 6.15	De gauche à droite, région d'intérêt de l'image radar de Toronto (a) bruit de chatoiement filtré avec un noyau de taille 15x15 respectivement avec (b) filtre de Frost et (c) filtre de Lee amélioré	249
Figure 6.16	De gauche à droite, région d'intérêt de l'image radar de Toronto (6000, 6000) 1024x1024. (1) bruit de chatoiement filtré avec un noyau de taille 15x15 par le filtre de Lee amélioré , (2) seuil binaire pour les potentiels routes, (3) résultat donné avec l'application de la squelettisation.	250
Figure 6.17	Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite : Les images originales (an) et leurs résultats finaux (bn) des routes obtenus par la transformée en beamlets des routes. (1) Image de Toronto (2) image d'Haïti (3) image du lac Mégantic	251
Figure 6.18	Détection routière des données SAR ERS-1 à l'aide de l'angle spectral et de la méthode proposée : (a) Image d'entrée (b) Résultats de la détection à l'aide de l'angle spectral (c) Résultats de la détection à l'aide de la méthode proposée	256
Figure 6.19	Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite [Boumerdès] : (a) Image optique avant séisme, (b) Image optique après séisme (c) Zones de changement (d) Référence associée	259
Figure 6.20	Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite [Haïti] : (a) Image optique avant séisme (b) Image optique après séisme (c) Image radar après séisme (d) Zones de changement	260
Figure 6.21	Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite [Lac Mégantic] : (a) Image radar avant séisme (b) Image radar après séisme (c) Zone de sinistre (d) Zones de changement	262
Figure 6.22	Organigramme de la méthodologie de détection des dégâts	264
Figure 6.23	Quelques exemples de 20 imageries optiques de dégât de la zone d'Haïti avec ou sans contexte, échantillons positifs et négatifs	265
Figure 6.24	[Images optiques] : Résultats des différents algorithmes de classification supervisée et non-supervisée obtenus par la	

	combinaison des caractéristiques sur les images de Boumerdès et d'Haïti.	274
Figure 6.25	[Images radars] : Résultats des différents algorithmes de classification supervisée et non-supervisée obtenus par la combinaison des caractéristiques sur les images du Lac Mégantic et d'Haïti.....	282
Figure 6.26	Résultats de la combinaison de trois algorithmes de classification supervisée [AdaBoost-SVM-OCSVM] obtenus par la combinaison des caractéristiques [TH + HOG + LBP] sur les images optiques et radar	297
Figure 6.27	Résultats comparatifs des travaux de la littérature et notre approche. Nos résultats avec l'image de Bourmerdès : a),b)c). Nos résultats avec l'image d'Haïti : d),e),f). Les résultats de Li <i>et al.</i> (2011) avec l'image d'Haïti : g),h),i). Les résultats de Rathje & Crawford (2003) avec l'image de Boumerdès : j). Les résultats de Rastiveis <i>et al.</i> (2015) avec l'image d'Haïti : k)	302

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AMR	Analyse Multirésolution
AS	Angle Spectral
ASC	Agence Spatiale Canadienne
ASE	Agence Spatiale Européenne
BA	Base d'apprentissage
CCT	Centre canadien de télédétection
CNES	Centre Nationale d'étude spatiale-France
CIECM	Charte Internationale 'Espace et Catastrophes Majeures'
FKÉ	Filtre de Kalman Étendu
FP	Filtres particuliers
GPS	Global Position System
GLCM	Grey Level Co-occurrence Matrix
HRS	Haute Résolution Spatiale
HOG	Histogramme de gradients orientés
IRM	Infrarouge Magnétique ou résonnance magnétique
LBP	Local Binary Pattern
LIVIA	Laboratoire d'Imagerie, de Vision et d'Intelligence Artificielle
MTMDQ	Ministère des Transports et de la Mobilité Durable du Québec
MCO	Matrice de cooccurrence de ton gris
MMSE	Minimisation de l'erreur quadratique moyenne
MSP	Multispectrale
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index, indice de végétation
NG	Niveau de Gris

OCSVM	One class-support vecteur machine
OÉM	Onde Électromagnétique
ONG	Organisations non Gouvernementales
ONU	Organisation des Nation Unis
OVA	Organisme à Valeur Ajouter
OTB	Orfeo Toolbox
PCM	Perceptron Multicouche
RADAR	Radio Detection And Ranging
RÉM	Rayonnement électromagnétique
RSO	Radar à synthèse d'ouverture
ROI	Region of interest ou Région d'intérêt
RKHS	Reproducing Kernel Hilbert Space
RBF	Radial Basis Function
SIFT	Scale Invariant Feature Transform
SIG	Système d'information Géographique
SPOT	Satellite Probatoire d'observation de la Terre
SVM	Support vecteur machine
SMO	Sequential Minimal Optimization
THRS	Très Haute Résolution Spatiale
VIS	Visible
VS	Vecteur support

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

d	Distance de liaison de segment (en pixel)
DC	Distance de classement
ENL	Nombre équivalent d'apparence
EEI	Indice améliorant les bords
FN	Faux négatif
FP	Faux positif
FR	Facteur de ramification
M	Nombre de bandes dans le calcul de l'angle spectral
p	Pixel courant dans le calcul de l'angle spectral
r	Pixel de référence dans le calcul de l'angle spectral
σ	Sigma : écart-type du noyau Gaussien
VP	Vrai positif
VN	Vrai négatif
SSI	Indice de suppression du bruit de chatoiement

CHAPITRE 1

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1.1 Mise en contexte et problématique

L'importance de la cartographie de la voirie pour les besoins socio-économiques n'est plus à démontrer. Avant même l'usage de la voie maritime, de la voie aérienne et des rails, la voie terrestre (la route) a été l'unique voie de transport des hommes et des biens. Il serait impensable de priver la population d'un des moyens privilégiés de communication s'il advenait que ce moyen soit rendu presque impraticable à cause des catastrophes.

Selon un rapport de l'année 2016 (Guha-Sapir & Hoyois (2016)) de EM-DAT¹, les catastrophes majeures ont une fois encore un impact dévastateur sur la vie et la société humaine. À travers le globe terrestre, 301 catastrophes majeures déclarées ont causé la mort de plus de 7628 personnes avec 411 millions de victimes et causé des dégâts avoisinant près de 97 milliards de dollars US. Une augmentation de la population mondiale et l'exode vers des zones à risque des grandes villes expliquent ce nombre élevé de victimes. Cette concentration de la population dans ces lieux favorise la construction d'infrastructures parfois précaires et non adaptées aux catastrophes. Ce constat est plus que d'actualité lorsque l'usage des voies de communication devient une priorité absolue. En effet, depuis quelques années, la croissance vertigineuse des catastrophes naturelles à travers le globe terrestre est une réalité : le tsunami dans l'océan indien (2004), le séisme en Haïti (2010) et le tremblement de terre au Japon (2012) en sont quelques exemples. La Figure 1.1 montre un exemple de conséquence de ces catastrophes, soit un soulèvement de route devenue impraticable². Leurs conséquences en termes humains et matériels sont de plus en plus lourdes (Guha-Sapir & Hoyois (2016)). La Figure 1.2 montre une vue

1. <http://www.emdat.be/> : The international Disaster Database

2. Le séisme du 12 mai 2008 dans la ville de Wenchuan (Chine), située à l'épicentre du séisme a détruit de vastes zones de la province du Sichuan laissant plus de 80 000 morts et disparus et près de 5 millions de sans-abris. La ville a été aplatie par le tremblement de terre et les secours avaient dû être hélicoportés, la plupart des routes de montagne des environs ayant été rendues impraticables.

globale sur une compilation des données des désastres avec de précieuses informations et la tendance dégagée de fréquences de ces dits désastres et leurs impacts sur la société humaine.



Figure 1.1 Soulèvement de routes impraticables après le séisme du 12 mai 2008 dans la ville de Wenchuan (Chine)[Google/DigitalGlobal]

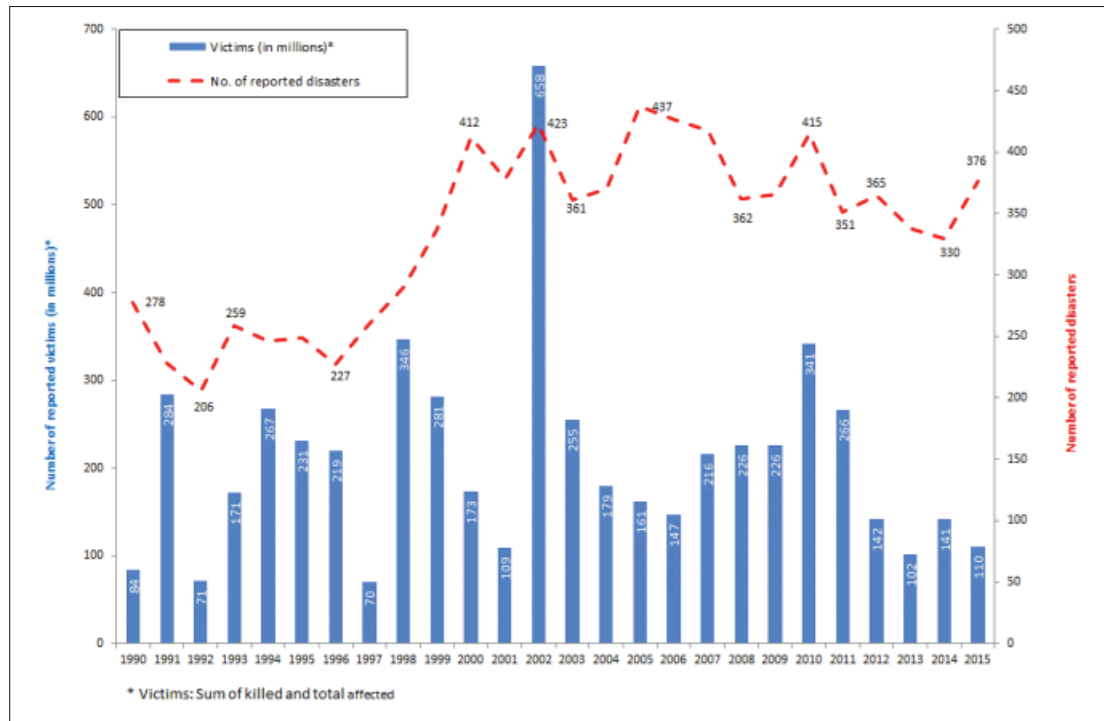


Figure 1.2 Tendence dégagée des fréquences des catastrophes et des victimes [EM-DAT, www.em-dat.net]

En outre, lorsque survient une catastrophe majeure, l'estimation des dégâts et la circonscription du fléau sont primordiales et d'un intérêt croissant, de par ces enjeux humains et socio-économiques. Cette estimation doit être opérée rapidement et efficacement, afin de permettre aux décideurs politiques et pouvoirs locaux de prendre des mesures adéquates et gérer au mieux cette période post-crise. En général, la quantification des dégâts peut être faite sur les bâtiments ou sur les infrastructures essentielles qui représentent les objets liés aux activités humaines. La présente étude s'intéresse aux dégâts sur les voies de communication, plus précisément les routes. Ainsi, si l'incident se produit à proximité des lieux d'habitation, la rapidité de l'intervention des secours joue un rôle capital pour circonscrire l'impact du fléau.

En effet, une mauvaise organisation se traduit par un retard de l'intervention qui peut impliquer une dégradation des conditions de vie (épidémie, pollution, famine). Le manque de ressources humaines en plus de la faiblesse des ressources opérationnelles des équipes de co-

ordination peuvent être cruciaux et avoir une conséquence sur la qualité et l'aide apportée aux populations. Dans une crise majeure, l'un des premiers défis à relever est le facteur temps. La disponibilité de données fiables et crédibles sur la nature et l'état des équipements détruits ou opérationnels (les réseaux de communication, les réseaux de transport terrestre et d'énergie et les réseaux électriques) est primordiale pour une maîtrise de l'organisation des secours. La cartographie de l'état de ces infrastructures et la quantification des dégâts, dès que possible après un tel désastre, demeurent cruciaux pour les secouristes qui aimeraient en disposer, de même que pour les organisations internationales telles que le Haut Commissariat des Réfugiés et les organisations non gouvernementales. Dans un tel contexte, les données doivent être collectées par le biais des satellites disponibles en orbite et orientés vers les zones d'intérêt sinistrées. L'imagerie satellitaire est un outil pour l'estimation rapide de l'état des infrastructures en cas de catastrophe naturelle ou humaine (Fellah *et al.* (2003) ; Secretariat (2008) ; Pisano (2006)).

Ainsi l'usage des images de télédétection (images acquises à distance à travers un satellite en orbite sans contact physique) devient plus que nécessaire à cause de la disponibilité quasi instantanée des données images et leur large couverture des zones sinistrées. Cette disponibilité des images de très haute résolution spatiale (THRS) apporte une plus-value à l'étude du milieu urbain et sa cartographie (Puissant & Weber (2003) ; Inglada & Giros (2004)). Malgré les avantages liés à l'usage des images de télédétection, le coût et la programmation des capteurs spécifiquement sur les zones sinistrées ne sont pas à la portée de tous. Cela demande l'intervention des experts en la matière où les données sont traitées dans des centres opérationnels bien équipés et éloignés des zones sinistrées. La télédétection est considérée depuis toujours comme une solution potentielle dans ce genre de situation. De nombreuses études ont montré l'utilité de l'imagerie à répondre rapidement à une catastrophe partout à travers le globe terrestre et ainsi fournir la cartographie des dommages des structures d'intérêt. C'est ce qui justifie l'émergence des initiatives telles que le programme de UNOSAT (*UNITAR's Operatio-*

nal Satellite Application Programme)³ ou de la Charte internationale « *Espace et catastrophes majeures* » (CIECM)⁴.

Face à un désastre humanitaire survenu dans des pays pauvres ou des pays qui ne disposent pas d'expertise en pareilles circonstances, l'aide et l'assistance aux populations vulnérables sont primordiales. La communauté internationale ne peut pas rester indifférente. C'est dans ce contexte qu'a été créée la CIECM qui a pour but de réagir rapidement et déployer les ressources humaines et logistiques pour contenir ces événements de grandes envergures dans un bref délai. Cela est rendu possible grâce à un système unifié d'acquisition et de distribution de données satellitaires par l'intermédiaire d'utilisateurs autorisés (Figure 1.3). La Figure 1.3 illustre l'activation de la CIECM par les utilisateurs autorisés. Dès lors que la Charte Internationale est déclenchée par un utilisateur autorisé, les agences spatiales sont informées par l'ingénieur d'astreinte. Après l'acquisition des images, celles-ci sont retransmises à un service à valeur ajoutée qui analyse et interprète les images synthèses avant d'être présentées aux équipes de secours sur le terrain (Figure 1.4). Les détails du processus d'activation de la CIECM seront présentés au Chapitre 2.

L'ensemble des capteurs disponibles dans le cadre de la CIECM permet l'acquisition de données variées qui exploitent une vaste gamme du spectre électromagnétique tels que le visible, l'infrarouge et les hyperfréquences.

La disponibilité et l'observation des scènes avec une grande résolution constituent certes un apport indéniable, mais la finesse de cette résolution spatiale des images optiques submétriques engendre du bruit, duquel on doit s'affranchir, et constitue le premier défi à relever. La grande taille des images satellitaires, l'intégration de données multisources et leur stockage constituent beaucoup d'informations importantes à gérer. Le traitement de cette quantité d'informations par des méthodes et techniques classiques par des photointerprètes est fastidieux et peut

3. UNITAR (*United Nations Institute for Training and Research*)

4. Charte internationale « Espace et catastrophes majeures » (CIECM) : un organe de régulation, de ressources, d'intervention et de fournitures d'informations capitales (images satellitaires de différents capteurs) en cas de catastrophes majeures à travers le globe terrestre avec l'entière participation de grandes puissances et agences spatiales possédant des ressources appropriées. [http ://www.disasterscharter.org/](http://www.disasterscharter.org/)

avoir des conséquences sur la vie des sinistrés, sans oublier de nombreuses heures de travail. Ce travail manuel augmente le taux de fausses alarmes et occasionne des oublis de détection. D'où l'intérêt de semi-automatiser la saisie du réseau routier afin d'aider les photointerprètes dans leur tâche et ce, dans un temps relativement raisonnable. La réduction de la complexité du travail du photointerprète constitue un deuxième défi à relever. Cette semi-automatisation intéresse également les ministères de la Défense nationale et de la Sécurité publique, Environnement Canada, Transport Canada, etc.

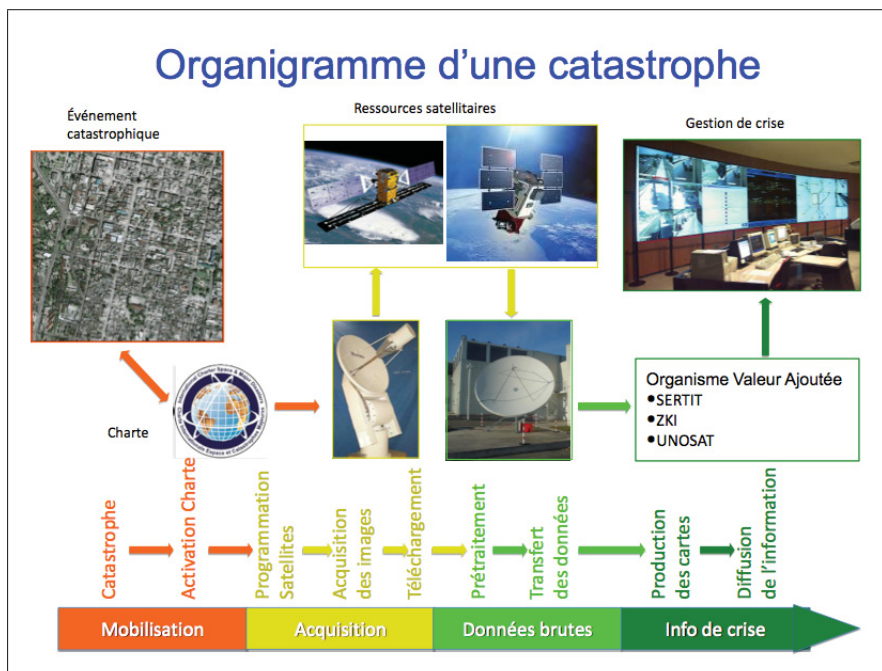


Figure 1.3 Organigramme de gestion d'une catastrophe majeure

La semi-automatisation de l'extraction des structures linéaires et plus particulièrement de la route, n'est pas un problème récent. La recherche liée à l'extraction de la route fait l'objet de nombreuses publications en traitement d'images et en télédétection depuis plus d'une vingtaine d'années (Mena (2003) ; Movaghati *et al.* (2008) ; Cruz *et al.* (2013) ; Cord & Chambon (2012) ; Rastiveis *et al.* (2015)). Mais la recherche dans ce domaine est plus que d'actualité et demeure un thème actif de recherche à cause de sa complexité. La grande variabilité des routes acquises avec divers types de capteurs dans des zones d'intérêt et le contexte des décombres

sur les routes endommagées contribuent à cette complexité dans le processus d'extraction du réseau routier.



Figure 1.4 Organisation des secours sur le terrain[Google/DigitalGlobe]

1.2 Problèmes liés à l'analyse d'images et motivation

L'application visée soulève de nombreux défis. L'objectif principal de ce projet consiste à une assistance aux photointerprètes dans leur tâche lors de catastrophes. Cette démarche méthodologique consiste à développer des algorithmes de traitement d'images satellitaires afin d'extraire et de quantifier les dégâts sur les réseaux routiers sous la supervision et l'assistance du photointerprète. Cette démarche permet d'apporter une aide estimable dans la sauvegarde de vies humaines en cas de catastrophe majeure où les secouristes ont grandement besoin de la cartographie des infrastructures essentielles pour s'orienter sur le terrain. Cette cartographie des dégâts pourra ensuite servir comme outil d'aide à la décision des collectivités publiques dans la gestion des infrastructures (l'inventaire, le contrôle, l'aménagement urbain, la collecte

des eaux usées, la pollution, etc.). Cependant, plusieurs problèmes surviennent lors de l'analyse et l'interprétation d'images satellitaires.

1.2.1 Problèmes liés à l'exploitation des images satellitaires

Les problèmes d'extraction et de quantification du réseau routier endommagé ne sont pas récents et demeurent toujours d'actualité à cause de la complexité d'extraction d'informations. Malgré la disponibilité des images satellitaires, la détection et l'extraction des structures linéaires, en particulier du réseau routier, font face à certaines difficultés. Ces difficultés sont liées aux caractéristiques intrinsèques et extrinsèques de la route. La fonction de la route (routes principales, routes secondaires, chemins), d'une part, et d'autre part, les caractéristiques radiométriques, géométriques, topologiques et contextuelles constituent l'une des causes primaires.

Le principe d'acquisition des images optiques en soit pose un problème : si l'angle de visée pour les capteurs optiques n'est pas au nadir (observation verticale), les ombres portées des bâtiments occultent une partie des rues qui sera difficile, voire impossible, d'être localisée par le photointerprète, rendant ainsi l'extraction moins aisée dans un milieu urbain. De plus si l'angle de visée est à faible inclinaison, ceci empêche certaines détections de changement suite à une catastrophe. La plupart des dégâts ou des débris sur les routes proviennent des bâtiments, donc proches de ceux-ci. Ces deux phénomènes sont illustrés aux Figures 1.5a et 1.5b. Les artéfacts de la Figure 1.6 montrent la présence de véhicules et de marquage au sol sans oublier les zones ombragées causant des altérations au niveau de l'illumination.

D'autres problèmes sont liés aux contraintes opérationnelles après la catastrophe pour la cartographie des routes et la quantification des dégâts, soit :

- le temps de programmation des capteurs pour la prise d'images (environ 25 heures) ;
- le temps de téléchargement et production (plusieurs heures) ;
- le temps de revisite du satellite (fonction du satellite, varie entre 11 et 21 jours).

Après l'acquisition des images de catastrophe, outre la présence des nuages et brouillards d'autres occlusions dues au capteur dégradent et rendent l'interprétation et l'analyse difficiles.

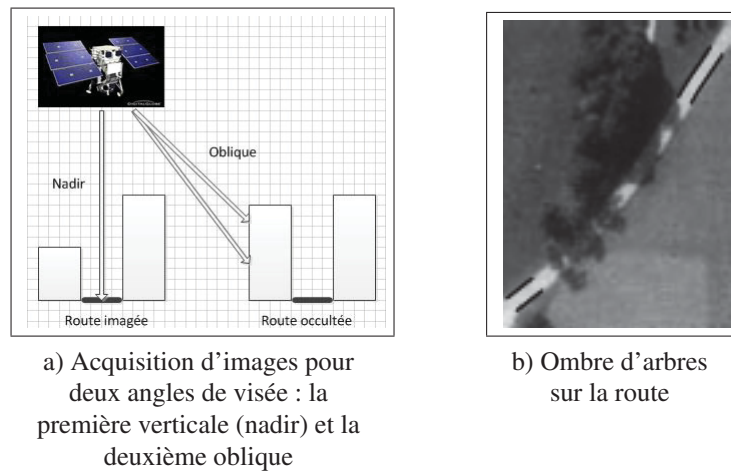


Figure 1.5 Route partiellement occultée par des artefacts

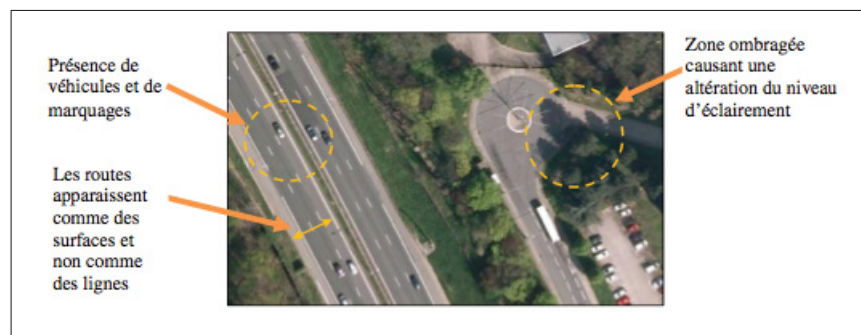


Figure 1.6 Exemples d'artefacts et d'occlusions dans les images

À l'inverse, les capteurs radar disposent de leur propre source d'illumination dans le spectre des hyperfréquences insensibles aux interactions entre constituants de l'atmosphère (bruine, poussière et fine pluie). Les prises d'images se font indépendamment des conditions météorologiques et d'éclairage : en tout temps (jour et nuit) et avec un ciel couvert ou dégagé. Par contre, l'un des grands défis de cette imagerie est la présence de bruit multiplicatif (chatoiement ou *speckle* en anglais) qui nuisent à l'interprétation des données. Cet effet de bruit donne une impression de sel et poivre à l'image rendant difficile l'interprétation pour un néophyte en traitement d'images radars. Les caractéristiques du radar permettent de pénétrer certains revê-

tements du sol et les couverts végétaux, etc. Il faut cependant rappeler que les deux types de capteurs (optique et radar) sont complémentaires au vu de leurs caractéristiques respectives.

L'accroissement en résolution spatiale des satellites optiques comme Quickbird et Ikonos fournit une représentation détaillée d'objets distincts tels que les édifices, les arbres, les ponts, les routes et même la présence de voitures dans l'image. Les futurs systèmes embarqués d'imagerie radar opèrent selon la même vision vers des résolutions spatiales submétriques. Les capteurs de très haute résolution spatiale sont embarqués sur les satellites comme QuickBird 2, Ikonos 2, GeoEye1, Spot5, WorldView, Pléiades, Sentinelle, etc. pour l'imagerie optique. En ce qui concerne les satellites radars, on peut citer RADARSAT-2, TerraSar-X, Cosmo-SkyMed, etc. Cette prouesse technologique ouvre la porte à plusieurs applications (urbanisation, mise à jour de cartes routières, surveillance du trafic et des frontières, détection des fissures dans la chaussée, etc.) dans la reconnaissance des formes. Une bonne sélection d'images constitue un gage de gain de temps dans un traitement automatique d'images. Ainsi, la détection des objets d'intérêt de petite taille est rendue possible. Cela permet l'extraction de rues avec une grande précision et une meilleure identification des différents types de routes. Cependant cette fine résolution a un coût, elle génère du bruit qui rend l'extraction plus complexe.

L'occlusion peut être causée en grande partie par des artefacts (présence de voitures, ombre portée des arbres en bordure de la route, présence de couvert végétal, marquage au sol) pour les capteurs optiques. Ces artefacts occultent partiellement la route et rendent le processus d'extraction plus difficile. En outre, certaines surfaces telles que les stationnements, aéroports et toitures de bâtiments présentent une radiométrie similaire à celle de la route. À l'opposé, dans un contexte urbain dense, la réponse obtenue par les ondes radar à cause de la présence de nombreux bâtiments et objets crée des réflexions spéculaires (effet miroir) ou multiples rebonds (angles droits entre surfaces), etc.

Il paraît illusoire d'espérer générer une reconnaissance avec une fiabilité absolue sans avoir recours à l'intervention humaine pour une vérification ultime. Par contre, l'obtention d'un degré d'automatisation très élevée minimise l'apport du photointerprète lors de l'analyse et l'interpré-

tation d'images. Ce qui est difficile pour un photointerprète lors de l'interprétation d'images, c'est la présence des fausses routes détectées par l'algorithme, c'est-à-dire les fausses alarmes. Car la détection des segments de routes comme étant des vraies routes alors qu'elles n'en sont pas, pose un problème entre le savoir-faire du photointerprète et la robustesse de l'algorithme. Mettre plus de temps à parfaire la robustesse de la technique employée dans cette étude pour minimiser les fausses alarmes peut apporter une plus-value au travail des photointerprètes⁵.

1.2.2 Problèmes liés à la modélisation dans les images optiques

Avec les images de haute résolution spatiale (au mieux 10 mètres), l'extraction des routes était dite linéaire à cause de leur épaisseur qui variait de 1 à 3 pixels (Figure 1.7 a). Seules les routes principales étaient presque bien extraites alors que les routes secondaires présentaient un aspect fragmenté dans l'image de sortie. Avec l'apparition de la très haute résolution spatiale, la perception des routes passe du linéaire au surfacique, largeur supérieure à 3 pixels (Figure 1.7 b). La route est vue comme un ruban avec deux contours parallèles qui définissent une surface.

Les techniques actuelles ont atteint un niveau de maturité suffisant pour permettre une extraction d'un certain nombre de caractéristiques (bâtiments isolés, réseaux linéaires) lorsque ces objets respectent leur modèle générique. En effet, un modèle de la route tient compte de certaines caractéristiques telles que :

- la linéarité ;
- le parallélisme des bords ;
- l'homogénéité radiométrique ;
- l'élongation.

Par contre, ces techniques se révèlent inefficaces pour traiter les zones où des objets ne respectent plus ce modèle.

5. Les photointerprètes se basent sur leurs expériences acquises en la matière et les données du terrain pour l'extraction de l'information telle que les routes parmi tant d'autres occupations du sol

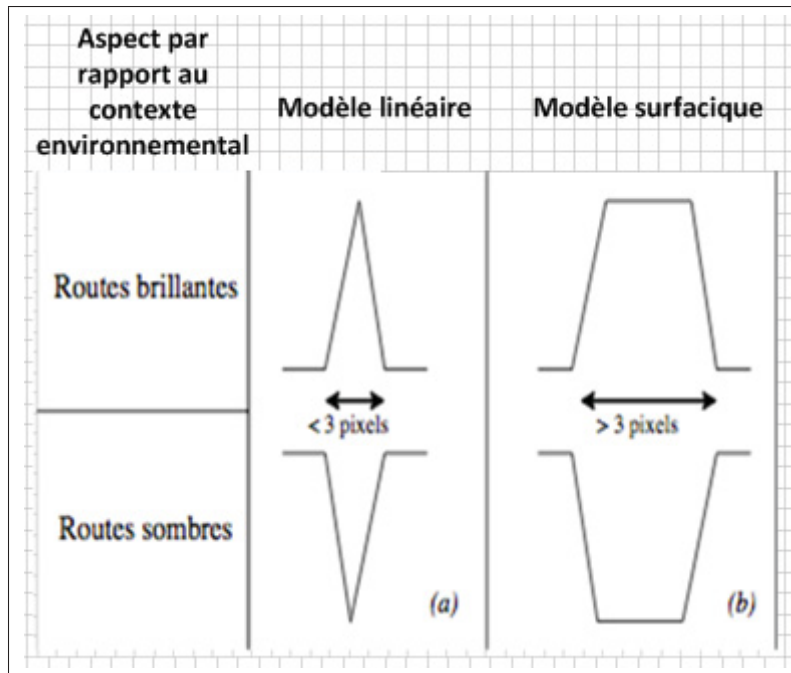
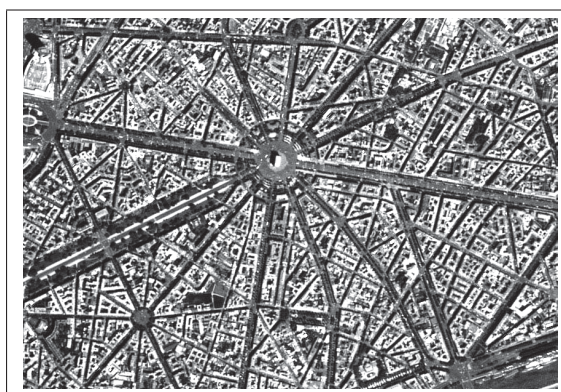


Figure 1.7 Profils radiométriques de deux modèles de route

Dans un autre ordre d'idées, le défi à relever est la contrainte de la variabilité typologique par rapport à l'environnement et la complexité de l'information à extraire surtout dans les zones à forte densité comme le milieu urbain. En effet, les villes nord-américaines présentent un réseau urbain quadrangulaire (forme de damier) relativement facile d'extraction contrairement aux villes européennes ou asiatiques aux trames serrées et présentant un réseau routier tortueux. Les Figures 1.8a et 1.8b montrent une comparaison du réseau routier étoilé de la ville de Paris (près de la tour Eiffel) par rapport au réseau routier d'une partie du sud de l'île de Montréal (Lasalle), soit une ville de type nord-américain.

En plus de la variabilité des routes, des occlusions présentent une influence sur la signature radiométrique des pixels de routes lors de leur détection. Le modèle ne peut pas s'adapter à la très grande diversité des objets d'intérêt. Ignorer ces contraintes dans la modélisation du système occasionnerait nécessairement des biais entre la réalité du terrain et les résultats espérés, sans oublier les fausses alarmes (routes détectées là où elles ne devraient pas exister).



a) Réseaux de routes d'une ville-européenne
(Paris)



b) Réseaux de routes d'une ville
nord-américaine (Montréal)

Figure 1.8 Réseaux de routes tortueux versus quadrangulaires

Les techniques et les méthodes employées doivent être adaptées pour prendre en compte tous ces changements opérés par cette innovation technologique (images submétriques à THRS).

Aussi, les algorithmes de détection et d'extraction d'informations utilisés jusqu'à récemment pour les images à résolution plus grossière (résolution spatiale supérieure à 1 mètre) des capteurs Landsat et Spot sont moins adaptés à cause de la dimension spatiale des pixels mise en jeu, d'une part, et d'autre part, ces algorithmes ne peuvent s'affranchir du bruit occasionné par la présence de nombreux détails dans l'image. C'est pourquoi de nouvelles techniques et méthodes d'extraction de routes sont nécessaires pour parvenir à aider ou donner des pistes de solutions aux photointerprètes dans leurs tâches respectives.

De nombreuses études, dont Christophe & Inglada (2007), Fiset *et al.* (1998), Kass *et al.* (1988), Bicego *et al.* (2003) et Rochery *et al.* (2004), ont exploré ce domaine afin de résoudre le problème inhérent de l'extraction de routes dans les images satellitaires. Ces techniques combinées présentent des éléments de réponse au problème complexe d'extraction causé par les écarts entre le modèle théorique et les données.

1.2.3 Problèmes liés à la modélisation dans les images radar

Il existe deux principaux défis au niveau de l'imagerie radar à synthèse d'ouverture :

- la géométrie ;
- la radiométrie.

Pour les propriétés géométriques, la visée latérale de l'onde radar impose des contraintes et particularités géométriques. La localisation d'un objet d'intérêt sur une image radar est intimement liée à sa distance au capteur, dans la direction azimuthale. Or il est impossible de faire une visée latérale. Dans la direction verticale, toutes les réponses (échos de retour) incidentes seront confondues et il serait impossible de synthétiser l'image.

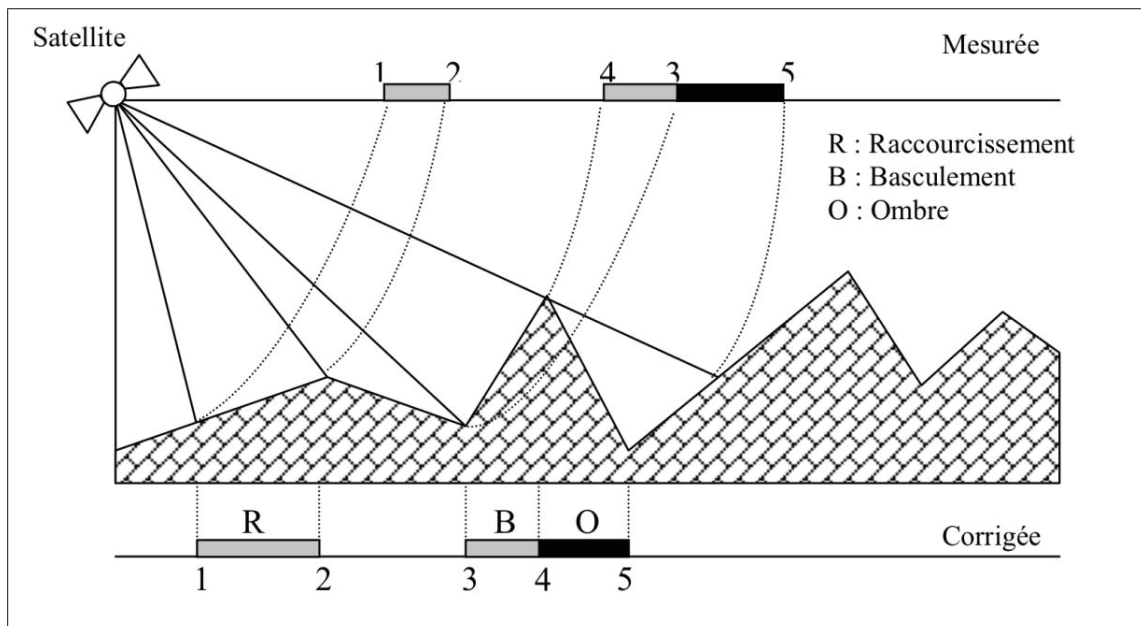


Figure 1.9 Erreurs géométriques et radiométriques causées par les variations de relief

Les contraintes géométriques de l'image radar imposent des distorsions et corrections géométriques dont se dispense l'imagerie optique. Une correction géométrique par des transformations géométriques est nécessaire pour revenir à la géométrie réelle. Ces distorsions géométriques (Figure 1.9) se résument comme suit :

- le phénomène de repliement se produit lorsque la pente du relief est plus grande que l'angle d'incidence de l'onde ; c'est lorsqu'un point donné se trouve à une distance réelle éloignée et finalement se retrouve plus proche du satellite en terme de distance radiale ;
- le raccourcissement des distances se produit dans le cas où les pentes sont plus faibles par rapport au relief frontal du rayon incident ;
- le phénomène des ombres se traduit par une absence de signal (surface occultée, pas d'illumination par l'onde incidente). Ce phénomène est caractérisé par une zone noire sur l'image radar.

Concernant les propriétés radiométriques, le chatoiement (aspect très bruité) complique sérieusement l'exploitation de l'imagerie radar. Dans l'imagerie optique, le bruit provient principalement de l'acquisition de l'image (capteur). Ici, le bruit provient non seulement du capteur et aussi du résultat de la sommation des réponses de l'onde incidentes (interférence entre plusieurs diffuseurs). Le chatoiement est le résultat d'une très forte dispersion des valeurs de la radiométrie d'une surface homogène, donc, très riche en informations sur l'organisation spatiale des pixels. La supprimer occasionnerait une perte importante d'informations. Les filtres proposés dans la littérature seront utilisés pour réduire l'effet de ce bruit multiplicatif.

1.2.4 Problèmes liés à l'évaluation des dégâts

Le bruit généré par les artefacts augmenté par la présence très significative des débris à la suite d'une catastrophe majeure rendent complexes l'extraction et la quantification des dégâts sur les routes. Comme dans l'extraction des routes endommagées, la détection ou la quantification des dégâts présentent deux contraintes majeures : l'alignement géométrique et la détection des changements non pertinents dans un contexte de catastrophe. La détection de changement considéré comme non pertinent peut être dû à l'activité humaine (construction de bâtiments, déplacement des objets, réaménagement urbain, etc.) contrairement aux changements dûs à la destruction de la route suite à une crise majeure. L'alignement géométrique est nécessaire à cause des images acquises avec des angles de visée différents où les éléments au sol et leurs correspondants sur l'image de référence ne sont pas alignés. Il peut-être résolu par la technique

de l'orthorectification. On applique le recalage géométrique lorsque l'analyse est basée sur des images multitemporelles. Si les deux contraintes sont résolues, il convient de construire une base de données pour l'évaluation des dégâts. Cette évaluation consiste à comparer les routes d'une image de crise avec les routes d'une image de référence. On associe à chaque route de l'image contenue dans la base de référence un niveau de dégâts sur une échelle appropriée à la nature de la catastrophe. Cette opération est effectuée par comparaison visuelle par le photointerprète, comparaison entre l'état de la route sur l'image de référence et l'image de crise. Les segments de contours des routes constituent la base de référence.

1.3 Présentation du projet de thèse

Les risques majeurs, qu'ils soient d'origine naturelle ou anthropique, peuvent entraîner des conséquences importantes sur les populations, les infrastructures et le fonctionnement des territoires. Les séismes, les inondations, les glissements de terrains ou encore certains accidents technologiques peuvent notamment provoquer des dommages importants aux réseaux routiers. Dans un contexte post-catastrophe, la connaissance rapide de l'état du réseau routier devient alors essentielle pour identifier les voies praticables et accessibles, orienter les secours et faciliter les prises de décisions par les autorités gouvernementales et les gestionnaires des crises. Ainsi, la cartographie et l'évaluation des infrastructures opérationnelles et non opérationnelles à partir d'images satellitaires constituent des éléments importants dans le processus de gestion des risques et de réponse aux crises majeures. Les principales notions associées aux risques majeurs, au cycle de gestion des catastrophes ainsi qu'aux besoins liés à la gestion d'une situation de crise sont présentées en détail à l'annexe I et annexe II.

1.3.1 Organigramme général

La contribution principale est axée sur un module de la production d'une chaîne de traitement dans le cadre de la cartographie des risques majeurs [satellite - acquisition - traitement - experts - décision - diffusion (équipe d'intervention - population et presse)]. Une plus-value au niveau du traitement de l'information par les photointerprètes est apportée. En somme, notre apport

est basé sur l'amélioration de l'extraction du tracé de route d'une part et d'autre part sur la détection et la quantification des dégâts sur les routes après une catastrophe.

1.3.2 Modularité de la thèse

La thèse se sépare en quatre modules

1.3.2.1 Module d'extraction de route à partir des images optiques

Ce module est pour améliorer la qualité de l'extraction de route par la réduction du bruit contenu dans l'image avant la catastrophe via l'analyse multirésolution (AMR). L'AMR est une structure hiérarchique associée à l'algorithme de l'angle spectral (AS) pour l'extraction des routes en utilisant un pixel de référence pris dans l'image. Le calcul de l'angle spectral se base sur la direction et le module du gradient ainsi que les étapes de simplification et d'alignement des segments de route. Pour valider notre méthode, plusieurs types d'images optiques à THRS, de capteurs différents et de complexité croissante (rural, périurbain, catastrophe) seront testés. L'évaluation quantitative des résultats d'extraction de route est faite par la superposition d'une image de référence et les résultats de la segmentation d'images par l'AS.

1.3.2.2 Module d'extraction de route à partir des images radar

Ce module permet d'extraire les routes par la transformée en beamlets (Donoho & Huo (2002)) qui est une méthode de segmentation multiéchelle. Cette technique de segmentation hiérarchique décompose les segments identifiés sur une image en plusieurs structures dénommées beamlets à l'aide d'une fonction d'interpolation linéaire (Bresenham (1965)). Cette fonction d'interpolation utilisée assure le suivi des lignes correspondantes aux pixels identifiés sur l'image par le biais d'un seuil défini manuellement. Pour réduire les effets du chatoiement des images radars, un pré-traitement sur les images radars sera effectué. D'autres traitements seront appliqués par des filtres spéciaux (Frost *et al.* (1982)) pour la binarisation de l'image et une squelettisation pour l'amincissement des zones éclairées avec une fenêtre de recherche.

Pour réduire la grande quantité de beamlets générés, il est nécessaire d'éliminer des redondances de ceux-ci. La technique de recombinaison des beamlets colinéaires et la technique de raccordement seront appliquées pour obtenir les plus longs beamlets possible.

1.3.2.3 Module de détection de changement et de quantification des dégâts

Ce module admet les changements à prendre en compte qui seront des changements dus aux effets de la catastrophe et non des changements naturels ou provoqués par des activités humaines. Une illustration des routes ou des points de cassures sont présentés aux Figures 1.10 et 1.11. À la suite d'une catastrophe, il arrive que l'on ne dispose que d'une seule image.

Pour le recalage d'images, les opérateurs souhaiteraient éviter cette procédure fastidieuse, mais il ne serait pas aisé de pouvoir valider les résultats de leurs méthodes. Dans la littérature, la majorité des méthodes sur l'analyse et l'étude de deux images avant/après la catastrophe est basée principalement sur deux approches : orientée-pixel et orientée-objet. L'approche orientée-pixel est plus sensible aux moindres changements de radiométrie, souvent des changements non pertinents (autres que les dégâts sur les routes). La seconde, orientée-objet avec des caractéristiques représentatives des segments route, ne traite plus les pixels isolés, mais plutôt les groupes de pixels (objets). Ces attributs permettent de mieux corréler les groupes de pixels ou les objets d'intérêt similaires d'un même segment de route sur les deux images à l'étude. Cela multiplie la capacité d'extraction de l'information telles que l'information spectrale et l'information morphologique (taille, forme et texture). Une extension de la seconde approche abordée dans la littérature est l'utilisation de l'information spatiale, la détection du changement par les mesures de texture (*local binary pattern-LBP*). Cette approche permet une meilleure discrimination, donc une appréciation des changements survenus sur une zone sinistrée à partir des images.

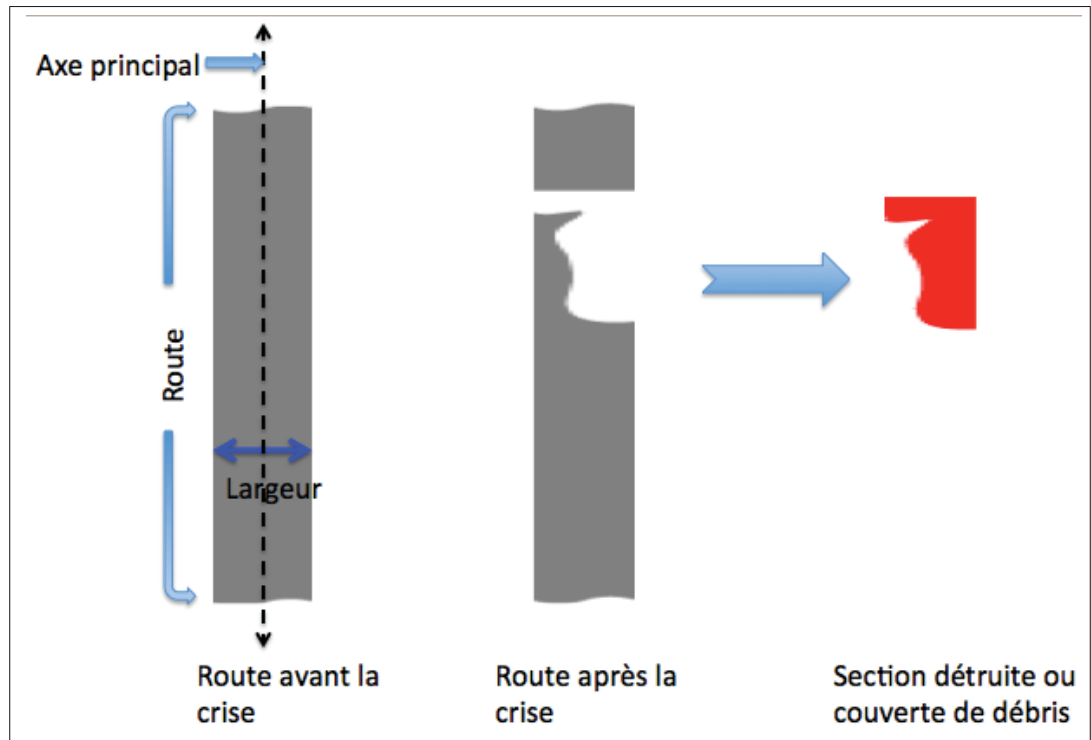


Figure 1.10 Débris des effondrements de structures sur les routes après une crise [Wang *et al.* (2015a)]



Figure 1.11 Comparaison d'effondrement et de débris avant et après la catastrophe. Les images [(a1) ; (b1)] et [(a2) ; (b2)] sont respectivement avant et après la catastrophe

1.3.2.4 Module d'évaluation des dégâts

Ce module évalue les dégâts sur les routes ou quantifie les changements pertinents observés par le biais des caractéristiques extraites représentant les segments de route est effectué par rap-

port à une échelle de référence établie. Dans notre approche méthodologique, il sera procédé à l'ajout de l'information texturale avec les motifs binaires locaux (LBP) et ses variantes dans la classification OCSVM (*One Classe - Support Vector Machine*) utilisant un noyau Gaussien pour mieux discriminer les débris ou les amas de débris sur les routes provenant des bâtiments avoisinants. La détection des routes impraticables et la quantification des dégâts survenus seront effectuées. Les résultats de cette classification seront comparés à une analyse visuelle afin d'évaluer quantitativement les résultats et les performances des méthodes proposées.

Dans la présente étude, ce qui rend complexe l'extraction des routes, en plus de la topologie, c'est le bruit généré par les artefacts augmenté par la présence très significative des débris sur les routes à la suite d'une catastrophe majeure. Ainsi, il faut faire la différence entre les routes dégradées et les routes occultées par des artefacts lors du processus d'extraction de celles-ci (Figure 1.11). Les débris occultent une partie des routes ou sont intercalés entre deux segments de routes détruites. Pour une meilleure discrimination entre les routes intactes et les routes dégradées, Li *et al.* (2011) emploient une technique basée sur un type particulier de classificateurs, les SVM appliqués à une seule classe. Cette approche a donné de bons résultats. Enfin, pour la résolution du problème des décombres qui occultent les routes, l'emploi de l'approche OCSVM utilisant un noyau Gaussien est proposée. Cette approche pourra mieux discriminer les routes occultées par des débris provenant des effondrements des bâtiments.

1.3.3 Questions de recherche

À la lumière de ce qui précède, les préoccupations majeures auxquelles cette thèse tentera de répondre sont les suivantes :

- Est-il possible de produire une cartographie assez fidèle des infrastructures routières dégradées et intactes dans un contexte bruité dans les heures qui suivent une catastrophe ?

Cette question peut être subdivisée en deux sous-questions :

- Est-il possible avec la variabilité intrinsèque et contextuelle de la route de réduire de façon significative les fausses alarmes dans l'image résultante ?

- Est-il possible avec les descripteurs texturaux d'augmenter le niveau de détectabilité des routes endommagées ou dégâts sur des routes ?

1.3.4 Objectifs

L'objectif général de cette thèse est de développer une méthodologie robuste d'extraction et d'évaluation automatique des routes endommagées à partir d'images satellitaires, afin de faciliter la détection des structures linéaires ainsi que l'identification des cassures et des effondrements consécutifs à une catastrophe majeure.

Les résultats obtenus et les algorithmes développés seront validés par des méthodes proposées dans la littérature (Bacher & Mayer (2005) ; Heipke & Mayer (1997) ; Senthilnath *et al.* (2009)).

Afin d'atteindre cet objectif, cinq objectifs secondaires sont considérés :

- mettre en oeuvre une chaîne de traitement automatique améliorée et modulaire pour l'extraction en milieu urbain de structures linéaires ;
- optimiser le temps de traitement de la chaîne de production de la carte sur l'état des infrastructures et guider les photointerprètes dans leur travail lors d'une catastrophe majeure ;
- réduire de façon significative les fausses alarmes dans l'image résultante ;
- trouver une résolution spatiale appropriée pour l'extraction des routes ;
- identifier et évaluer les dommages causés sur les routes.

1.3.5 Hypothèses de recherche

Afin de répondre aux questions de recherche et ainsi atteindre les objectifs visés, nous nous basons sur trois hypothèses principales qui sont :

- *hypothèse 1* : l'analyse multirésolution basée sur le filtre Gaussien améliore l'extraction de routes et augmente le degré de détectabilité des routes dans un contexte bruité ;
- *hypothèse 2* : la segmentation basée sur l'idée d'échantillonnages multiples de pixels de référence fournit de meilleurs résultats que les autres algorithmes de la littérature ;
- *hypothèse 3* : la combinaison des algorithmes d'apprentissage, résout le problème de détection des dommages (cassure, obstruction ou présence des débris) sur les routes.

1.4 Contribution et retombées potentielles

1.4.1 Contribution scientifique

Dans le cadre de cette étude, plusieurs contributions visant l'élaboration d'une chaîne de traitement d'images pour la cartographie rapide des routes sont envisagées. Ces plus-values sont au niveau de la compréhension des scènes sinistrées, l'amélioration de l'interprétation en termes de gain de temps, la modularité du traitement des images et la production d'une image thématique de la zone d'intérêt dans un court délai. La plupart des différentes contributions se situent dans les chapitre 4 et chapitre 6 de cette étude (Tableau 1.1) et sont localisées dans tous les modules de la chaîne de traitement de détection et d'extraction de routes et de dégâts [Prétraitement-Segmentation-Extraction de caractéristiques-Classification et décision]. Les contributions 1 et 2 sont obtenues dans le chapitre 4 alors que les contributions 3 et 4 sont obtenues lors des expériences 1 et 2. Ensuite, les contributions 5 et 6 sont faites à partir de l'expérience 3. Enfin, la dernière contribution de cette méthode automatique du traitement rapide des tâches du photointerpréteur est le gain de temps. Les contributions se résument comme suit :

- **Contribution 1** : Adaptation de l'AMR aux images multispectrales (plusieurs bandes versus panchromatique) en décomposant l'image multispectrale en différentes bandes avant un filtrage récursif. Initialement, les fonctions disponibles dans la bibliothèque OTB ne permettent que le traitement des images panchromatiques (bande unique) [Coulibaly *et al.* (2017)] ;

- **Contribution 2** : Introduction de la fonction d'interpolation bilinéaire au niveau de la chaîne de traitement de l'AMR, permettant ainsi de réduire les distorsions visuelles pouvant apparaître lors d'un redimensionnement de l'image lors d'opération de projection d'un niveau de la pyramide à un autre. Les méthodes d'échantillonnage disponibles dans la bibliothèque OTB sont les fonctions d'interpolation linéaire et le plus proche voisin [Coulibaly *et al.* (2017)] ;
- **Contribution 3** : Sélection d'une échelle optimale ou résolution spatiale adéquate pour l'extraction de routes ou pour l'application de l'algorithme de routes [Coulibaly *et al.* (2017)] ;
- **Contribution 4** : Réduction considérable des fausses alarmes et des redondances des beamlets par une stratégie de jonction des segments de route [Migneault & Coulibaly (2017)] ;
- **Contribution 5** : Démonstration de la pertinence de chaque caractéristique et de leur fusion pour l'apprentissage des algorithmes de classification [**Publication à venir**] ;
- **Contribution 6** : Stratégie de combinaison de classificateurs pour mieux discriminer et quantifier les dégâts sur les routes [**Publication à venir**] ;
- **Contribution 7** : Amélioration significative du temps de production de la carte des dommages sur des infrastructures linéaires ainsi que de la performance des photointerprètes dans leurs tâches respectives.

Tableau 1.1 Brève description des contributions proposées dans cette thèse

	Chapitre 4	Chapitre 6		
But	Contribution 1 Adaptation de l'AMR aux images multispectrales	Expérience 1	Expérience 3	
		Contribution 3 Sélection d'une échelle optimale	Contribution 5 Démonstration de la pertinence de chacune des caractéristiques et de leur fusion	Contribution 6 Stratégie de combinaison des classificateurs
	Contribution 2 Introduction de la fonction d'interpolation bilinéaire	Expérience 2		Contribution 7 Gain en terme de temps de production de la carte des dommages
		Contribution 4 Réduction des fausses alarmes et des redondances des beamlets		
Système Modulaire	Prétraitement	Segmentation	Extraction de caractéristiques	Classification et Décision

1.4.2 Retombées potentielles et impact industriel

Les travaux issus de cette thèse auront un impact majeur dans la sauvegarde et la prévention de vies humaines. Les grandes décisions à prendre dans une situation de crise doivent être appuyées par des éléments pertinents et faciles d'interprétation dans les meilleurs délais. Les retombées potentielles consistent en :

- La réduction du temps de production des cartes de dommages dans les zones sinistrées lors d'une catastrophe majeure. Cette plus-value sera fort intéressante pour une société comme Effigis Géo Solution Inc., notre partenaire industriel qui est l'un des leaders dans les services-conseils pour la télédétection au Québec ;
- Une meilleure cartographie de l'état des infrastructures et donc une délimitation des zones sinistrées ;
- Les sociétés étatiques d'électricité (Hydro-Québec), de télécommunication et des transports (ministère des Transports, et de la Mobilité Durable du Québec (MTMDQ), Bureau National d'Études Techniques et de Développement (BNETP-CI), Ontario Hydro, EDF Energie-France, etc.) pourraient bénéficier des produits issus des traitements d'images satellitaires pour cartographier respectivement l'ensemble de leurs infrastruc-

tures et leurs inventaires. Une étude de cette portée (détection des voies de communication) leur permettrait de mieux gérer et planifier leurs expansions vers de nouveaux marchés économiques (ex. l'extension du réseau électrique d'Hydro-Québec vers les États-Unis) ;

- En cas d'un événement accidentel majeur sur leur territoire, la responsabilité en la matière des élus et des maires les conduisent à prendre des mesures nécessaires à la protection de leurs administrés et de leurs biens. Lors des crises majeures touchant une partie de la population, les pouvoirs publics ont une obligation d'explications et de rassurer leur population effrayée avec des informations crédibles et ce, dans un court laps de temps, d'où l'importance des traitements d'images et la cartographie des zones sinistrées ;
- Les documents cartographiques constituent une base de réflexion lors d'une éventuelle crise majeure. Ils aident à la prise de décision des secouristes, des intervenants (ONU/HCR-Organisation des Nations Unies/Haut Commissariat des Réfugiés) et des décideurs (collectivités publiques, politiciens, ingénieurs, aménagistes) ;
- Par ailleurs, les municipalités, certains ministères, les décideurs et les politiciens peuvent largement se servir des produits de la télédétection (extraction du réseau routier) pour la planification et l'aménagement urbain surtout la mise à jour du réseau routier ;
- La contribution dans le développement et l'intégration d'outils de traitement dans une bibliothèque codes sources-libres-OTB sera grandement appréciée par la communauté de développeurs et utilisateurs des services de l'observation de la Terre.

1.5 Organisation de la thèse

Cette thèse s'articule en sept chapitres distincts. Le diagramme (Figure 1.12) présente les grands axes développés dans la thèse.

Le **Chapitre 2** est réservé à la problématique de l'interprétation des scènes dans l'imagerie satellitaire. Cette partie montre l'impact et les enjeux de la fréquence des catastrophes à travers le globe terrestre ainsi que la complexité de l'extraction de la route dans tous ses états. Le **Chapitre 3** consiste en une revue des connaissances et de l'état de l'art sur les travaux d'extraction

des structures linéaires sur différents types d'images dans un contexte bruité. Des réflexions et des recommandations sont évoquées pour solutionner les limites des algorithmes. Dans le but de résoudre ces limites, une piste de solution est proposée dans le **Chapitre 4**, ainsi qu'une exploration de détection des techniques et des méthodes utilisées pour les images optiques et radars. Des opérateurs de routes combinés à l'approche multirésolution avec des filtres pour s'affranchir du bruit et augmenter le degré de détectabilité des routes y seront abordés. Des algorithmes d'apprentissage robustes utilisant des caractéristiques discriminantes pour la détection des routes dégradées seront présentés dans le **Chapitre 5**. Ce sera le lieu d'identifier et de quantifier les dégâts sur les routes par des classificateurs entraînés par des descripteurs de textures. L'expérimentation méthodologique et le protocole expérimental seront présentés au **Chapitre 6** ainsi que la présentation de l'analyse des résultats suivi d'une discussion respectivement sur l'extraction de routes et l'identification des dommages. Une comparaison sera faite avec la littérature. Finalement, le **Chapitre 7** conclut l'étude en rappelant les grandes directions des travaux et les principaux résultats auxquels elles auront abouti. Les perspectives d'améliorations de l'approche ainsi que les raisons des échecs des autres techniques et des pistes de solutions seront énoncées.

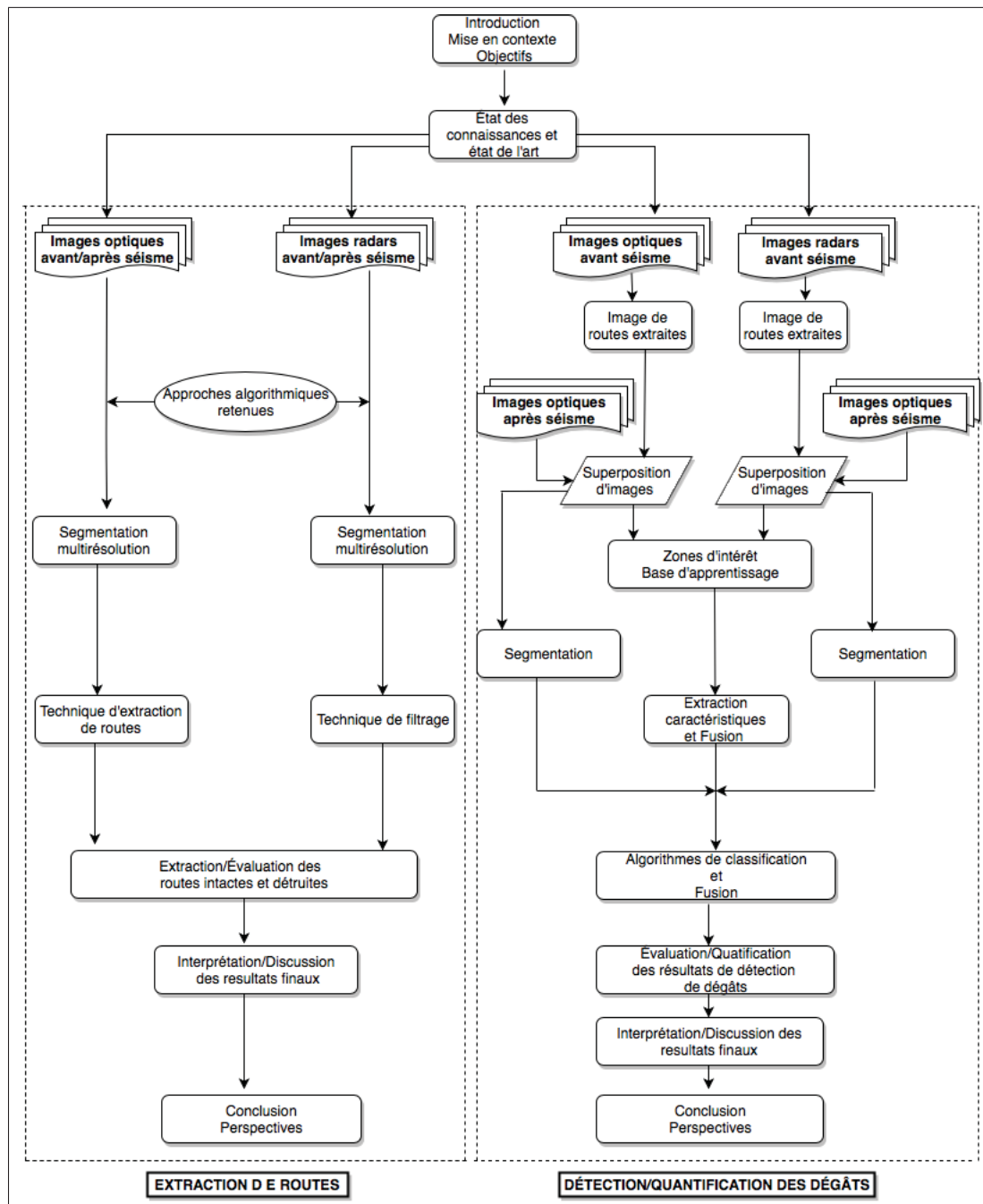


Figure 1.12 Diagramme général de la thèse

CHAPITRE 2

TÉLÉDÉTECTION ET CATASTROPHES MAJEURES

2.1 Introduction

Cette section introduit les notions de la physique de la télédétection, de l'acquisition d'images et du traitement d'images. D'abord, les corrections radiométriques et géométriques sont présentées pour résoudre les perturbations atmosphériques lors de l'acquisition des images optiques. Ensuite, il sera question de présenter, pour les images radars, ses propriétés, ses distorsions géométriques et le bruit du chatoiement, sans oublier les longueurs d'onde et les résolutions des capteurs. Enfin, les exigences et les solutions spatiales pour une gestion des catastrophes majeures par la Charte internationale «Espace et Catastrophes majeures» en passant par le processus d'activation sont mises en oeuvre afin de pouvoir guider les secouristes sur le terrain lors des opérations.

2.2 Acquisition et prétraitement des images optiques

Les prises d'images sont faites à partir d'un engin en mouvement (avion, satellite) ou fixe (satellite géostationnaire). Pour les engins aéroportés, l'acquisition d'images présente peu d'avantages pour la gestion des catastrophes. En effet, ces avions sont assujettis aux règlements aériens (couloirs, niveau de vol, accès interdit naturellement ou politiquement) sans oublier les conditions météorologiques. Ces avions présentent une haute résolution spatiale avec la possibilité de plusieurs prises de vue d'une même zone et ce, le même jour. Par contre, la fauchée (largeur d'acquisition au sol) est limitée.

Trois types de capteurs satellitaires optiques sont adaptés à la gestion des catastrophes majeures :

- *capteurs géostationnaires* : les satellites ayant une orbite géostationnaire sont situés à une haute altitude (36 000 km) de la Terre au-dessus de l'équateur et possèdent la même vitesse

de rotation que celle de la Terre. Avec de basses résolutions spatiales, ces satellites sont mieux adaptés aux catastrophes de type inondation et tempête sans oublier la météorologie et la localisation GPS.

- *capteurs en orbite quasi-polaire* : avec la haute résolution spatiale (HRS) ou la très haute résolution spatiale (THRS) et une couverture plus fréquente d'une zone donnée où le temps de revisite offre une cartographie détaillée de la scène d'intérêt ;
- *capteurs à têtes orientables* : comme pour les capteurs à orbite polaire, les capteurs à orbite variable offrent une cartographie détaillée et l'ampleur des destructions. En plus, ces capteurs offrent l'avantage de réduire le temps de revisite en tous points du globe et sont re-dirigeables selon une orbite programmable (avant le lancement du satellite) pour survoler la zone d'intérêt et cela permet également de prolonger la période d'observation par le biais de l'angle d'observation.

Le Tableau 2.1 présente les différentes caractéristiques des capteurs imageurs.

Tableau 2.1 Quelques capteurs optiques lors d'une catastrophe

Capteurs	Bandes disponibles	Résolution panchro.(Pan)	Résolution multispec.(MS)	Fauchée	Temps de revisite	Année de lancement
GeoEye-2	Pan+4 MS	0,3 m	1,24	15 km	1-3 jours	2013
GeoEye-1	Pan+4 MS	0,41 m	1,65	15-100 km	2-8 jours	2009
WorldView-2	Pan+8 MS	0,46 m	1,84	16,4 km	1,1 jours	2009
WorldView-1	Pan	0,41	-	17,6km	1,7	2007
Pléiade-1 et 2	Pan +4 MS	0,7/0,5	2,8/2	1 km	1 jour	2012
QuickBird	Pan+4 MS	0,65	2,62	1-3 km	1-3 jours	2001

Les données optiques sont utiles pour la cartographie de l'impact et de l'évaluation détaillée des dommages des infrastructures (bâtiments, routes, etc.). Les capteurs optiques (Tableau 2.1) sont les plus utilisés dans le cadre de notre projet. Par contre, ces images optiques sont limitées par de nombreux artéfacts tels que la présence des nuages ou de la pluie ou encore que le ciel ne soit pas bien éclairé (éclipse solaire ou de gros nuages). Bien que le calcul des paramètres relatifs au traitement des images radar ne soit pas aisé, les images radar viennent combler les

limites des images optiques. L'imagerie radar fournit des images en tout temps (jour, nuit, sous la pluie, ciel couvert) avec une fréquence temporelle satisfaisante.

Après l'acquisition des images, des imperfections de localisation et du bruit d'acquisitions sont inévitables et doivent être corrigés. Il existe des logiciels de traitement d'images pour apporter des corrections adéquates aux images reçues. Dans le cadre de notre projet, toutes les images reçues ont déjà subi ces dites corrections.

2.2.1 Corrections atmosphériques

Les effets atmosphériques sont liés à l'interaction du rayonnement solaire avec la matière qui la compose. L'influence de l'atmosphère sur le rayonnement électromagnétique (RÉM) porte sur la diffusion, l'absorption, la réfraction et l'émission propre. La diffusion augmente la réflectance dans l'atmosphère par rapport à celle observée au sol. Lorsque la longueur d'onde utilisée est supérieure au diamètre des particules, cela entraîne une diminution des contrastes en lumière bleue. Aussi, l'atmosphère réémet une partie du rayonnement reçu, ce qui augmente la valeur du flux mesuré par le capteur. Donc, il devient nécessaire de modéliser les effets de l'atmosphère sur les flux mesurés. Une solution serait la modélisation des effets atmosphériques. En pratique, l'on se sert du logiciel commercial REFLECT amélioré 6S (Second Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire). Dans ces travaux de recherches, Bouroubi (2009) a utilisé ce logiciel pour la correction des effets atmosphériques.

2.2.2 Corrections radiométriques

Les corrections radiométriques visent deux principaux objectifs, soit :

- Amélioration de la qualité des données par la réduction du bruit (tout signal qui perturbe l'information d'intérêt) contenu dans l'image. L'information d'intérêt diffère suivant l'utilisation et l'objectif qu'on veut en faire. Dans notre cas, les nuages sont considérés comme du bruit (occlusion) dans l'extraction de l'information en milieu urbain alors qu'ils sont

d'importance pour les climatologues. La plupart du temps, les corrections sont effectuées par les centres d'acquisition des données images ou par des logiciels spécialisés ;

- Les données numériques provenant des capteurs imageurs peuvent être modifiées ou étalonnées pour obtenir une mesure absolue de luminance dépendant du type de capteur.

2.2.3 Corrections géométriques

Les corrections géométriques, tout comme les corrections radiométriques, visent deux buts principaux. Le premier est l'amélioration de la qualité des données par la réduction du bruit (spatialement parlant) contenu dans les données, soit toutes déformations pouvant occulter l'information d'intérêt. Les corrections concernent la géométrie du capteur, les paramètres d'acquisitions et l'angle de visée. Le deuxième but est axé sur la mise en correspondance ou la superposition (parfaite) des images satellitaires à des cartes topologiques ou autres images de la même scène. Or l'élaboration de ces dites cartes repose généralement sur des référentiels variés (forme géoïde, types de projection cartographique, etc.) indépendamment des paramètres d'acquisition des données images ou de la géométrie des capteurs.

Il existe deux manières de corriger géométriquement des images : transformation de la position et détermination de la nouvelle position d'un pixel (rééchantillonnage et interpolation), soit :

- en transformant les images par des modèles mathématiques basés sur des informations précises des paramètres d'acquisition de données, soit par la fonction de transfert entre la localisation d'un point d'intérêt au sol et sa correspondance dans le système de référence de l'image ;
- en redressant les images par le biais d'une comparaison entre les points d'appui ou points de contrôle, sans connaissance a priori du système d'acquisition. Le plus souvent, on se sert des intersections des infrastructures fixes (routes, bâtiments, rivières, chemin de fer, etc.) sur une carte topographique comme référence.

Il s'agit de trouver pour tout point (x, y) d'une image représentée par la fonction $F(x, y)$, sa nouvelle coordonnée (x', y') dans un autre système de coordonnées, soit la fonction $G(x', y')$ par l'intermédiaire de la fonction H .

$$G(x', y') = F(x, y) \cdot H(x, y; x', y') \quad (2.1)$$

Pour les points de contrôle, les fonctions de régression polynomiales de 1er, 2e ou 3e ordre, les opérations de rééchantillonnage et d'interpolation (plus proche voisin, interpolation quadratique, bilinéaire ou cubique) corrigent les distorsions géométriques.

2.2.4 Résolution d'un capteur optique

La résolution d'un capteur joue un rôle important dans l'acquisition et l'interprétation des images. Il est important de définir et de différencier la notion de résolution d'une image de celle d'un capteur. Les caractéristiques radiométriques des images peuvent être interprétées différemment selon les informations recherchées :

- La restitution géométrique des objets ou encore le contraste entre les objets est un élément important. La résolution radiométrique d'un capteur est sa capacité d'enregistrement du système d'imagerie en termes du rapport signal/bruit, ou en termes de profondeur du pixel (le nombre de niveaux de gris en 8, 16 ou 32 bits) ;
- La qualité de restitution des frontières entre les différents types d'occupation du sol ou la taille du plus petit élément de surface que peut représenter un pixel. Cette résolution est aussi appelée la distance d'échantillonnage au sol. On distingue trois niveaux de résolution spatiale : très élevée (moins d'un mètre), moyenne (de 1 à 30 mètres), basse (plus de 30 mètres) ;
- La résolution spectrale est la plage de l'intervalle de longueur d'onde et le nombre d'intervalles mesurés par le capteur. On distingue trois niveaux de résolution : faible (moins de 3 bandes), moyenne (3 à 15 bandes) et haute (15 à 100 bandes et plus) ;

- La résolution temporelle est définie par la fréquence à laquelle le capteur transmet les données en provenance d'une même région : élevée (1 à 3 jours), moyenne (4 à 16 jours), faible (plus de 17 jours).

2.3 Principe de formation et propriétés des images radars

2.3.1 Signal radar

Pour ce qui est des images RADAR (Radio Detection And Ranging), les satellites avec des capteurs radars opèrent avec leur propre énergie jour et nuit indépendamment de l'illumination du Soleil, et ce, pour diverses conditions atmosphériques (nuage, bruine, poussière, etc.). Ces conditions relatives à l'acquisition d'images sont présentées dans le Tableau 2.2.

Tableau 2.2 Acquisition d'images : fenêtres atmosphériques et conditions optimales

Fenêtres atmosphériques	Longueur d'onde	Jour	Nuit	Bruine	Nuages	Neige et Pluie
Visible	0,4-0,7 μm	✓	(-)	(+)	(-)	(-)
Proche Infrarouge	0,7-1,5 μm	✓	(-)	(+)	(-)	(-)
Infrarouge à ondes courtes	1,5-1,7 μm	✓	(-)	✓	(-)	(-)
Infrarouge à ondes courtes	2,2-2,7 μm	✓	(-)	✓	(-)	(-)
Infrarouge thermique	8-13 μm	✓	✓	✓	(-)	(-)
Micro-ondes (RADAR)	1cm- 1m	✓	✓	✓	✓	(+)
✓ Condition favorable ; (-) Détection plus difficile ; (+) Détection sous certaines conditions						

Le principe de formation des données radars en données images est présenté à la Figure 2.1. Une antenne embarquée à bord d'un avion ou satellite émet une série d'ondes électromagnétiques (OÉM) dans la bande micro-onde puis collecte les échos renvoyés par la cible au sol. L'antenne joue les deux rôles d'émission et de réception grâce à un dispositif de commutation entre les deux modes. Le mode d'acquisition se fait de manière inclinée et non perpendiculaire pour éviter de confondre la réponse de deux points symétriques. L'écho (*amplitude et phase*) du radar véhicule deux informations capitales : la portée de l'objet, appelée aussi cible, et sa réflectivité radar. La distance séparant le capteur et la cible est la portée de la cible. Celle-ci

est calculée par le temps que met le signal radar pour parcourir le trajet aller-retour. Ainsi la distance sera proportionnelle à ce temps et à la vitesse de la lumière. Par ailleurs, la réflectivité radar mesure l'énergie réfléchie par la cible. En effet, l'interaction de l'énergie électromagnétique émise avec la surface illuminée est influencée par la nature des objets observés (rugosité de surface, épaisseur de surface, etc.) et par des paramètres d'acquisitions (polarisation, angle d'incidence, angle d'orientation du satellite et direction de visée, etc.) propres au capteur. Ce qui fait que tous les objets ne réfléchissent pas les ondes radar avec la même efficacité. Celle-ci est d'autant plus élevée que le pouvoir réflecteur de cette cible est grand.

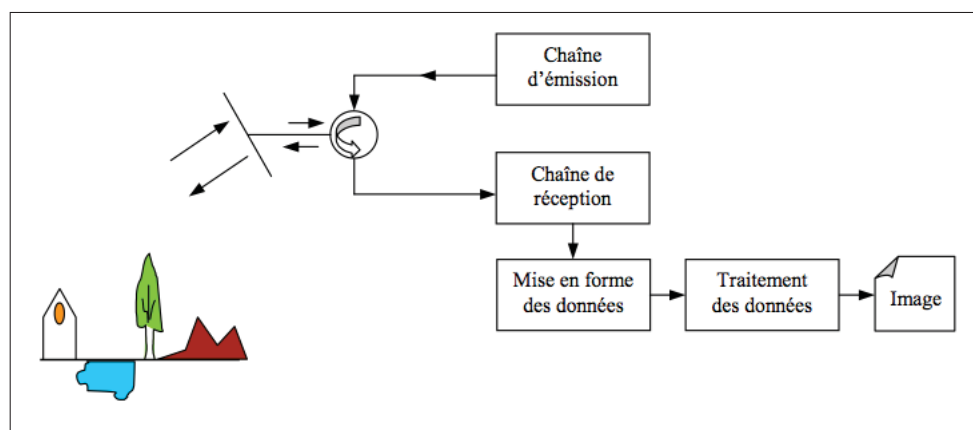


Figure 2.1 Principe de formation de l'image radar

2.3.2 Rétrodiffusion et rugosité

La compréhension d'une image débute par la compréhension de son contenu. Pour l'imagerie radar, le mode et les conditions d'acquisition ont une grande influence sur la nature de l'information enregistrée. Certains phénomènes (chatoiement, distorsions géométriques importantes, etc.) prennent une importance significative qui rend difficile l'extraction de l'information par les algorithmes. Comme pour l'imagerie optique, l'augmentation de la résolution rend possible l'étude des scènes complexes comme les milieux urbains, mais vient avec son lot de problèmes également. Ces scènes sont caractérisées par une grande densité d'objets hétérogènes (naturels ou artificiels), aux coefficients de rétrodiffusion plus ou moins grands et qui interagissent les

uns avec les autres. Par exemple, dans un milieu urbain, l'hétérogénéité des objets en présence est très grande. La réponse des objets métalliques présente une forte rétrodiffusion, sans oublier l'apport de l'information géométrique lors de la formation du signal radar. De façon spécifique, le phénomène de rétrodiffusion est problématique dans l'extraction de l'information (Figure 2.2).

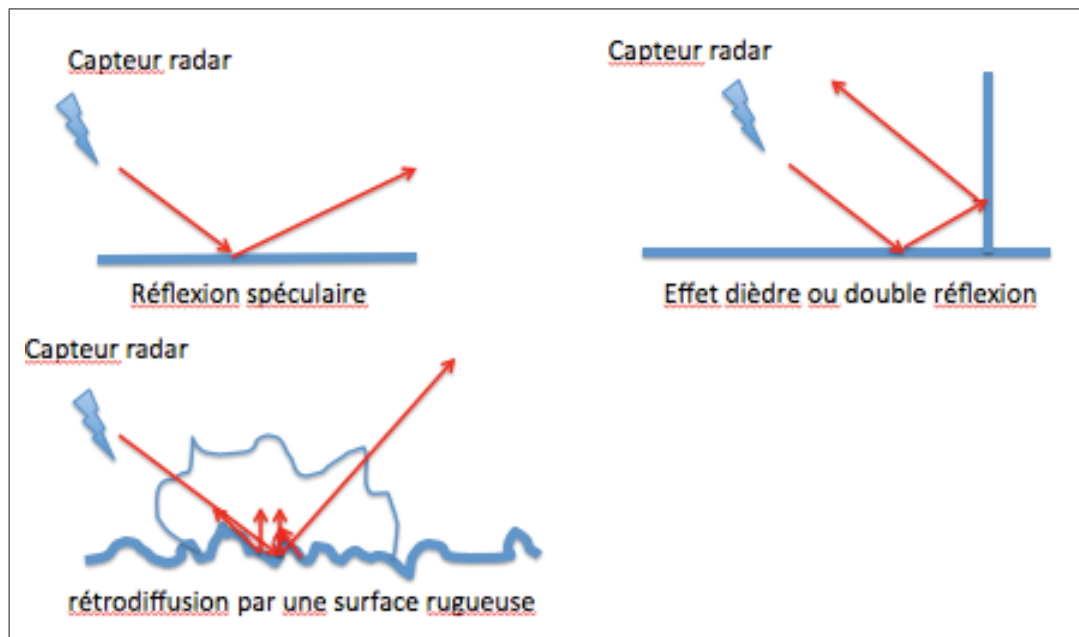


Figure 2.2 Différents phénomènes de rétrodiffusion observés [Centre canadien de télédétection]

À haute résolution, ces phénomènes suivants sont fréquemment observés :

- *les réflecteurs ponctuels isolés* : les objets métalliques de petites dimensions (lampadaires ou éléments métalliques sur les toits de bâtiments) sont caractérisés par de fortes rétrodiffusions ;
- *les effets dièdres ou trièdres* : correspondent respectivement à un angle droit entre deux surfaces et une triple réflexion entre trois surfaces, caractérisées par un fort retour de signal vers le capteur en fonction de la hauteur du dièdre ; exemples : coin de mur et le sol (dièdre) et deux murs perpendiculaires et le sol (trièdre), on parle de double réflexion ;

- *les réflexions spéculaires* : la direction spéculaire est la direction principale du signal réfléchi par une surface lisse qui est fonction des conditions de prise de vue. Par exemple, les chemins de fer ;
- *les réflexions multiples ou la rétrodiffusion par une surface rugueuse* : multitrajets qui correspondent à plusieurs réflexions entre de nombreux éléments de rétrodiffusion très proches, donc une grande difficulté de les discriminer sur une image radar.

Ces phénomènes complexes sont fonction de la géométrie des objets, de leur propriété de rugosité et d'autres paramètres du capteur autres que la longueur d'onde : la polarisation et l'angle d'incidence ou l'angle d'observation).

2.3.3 Choix de la longueur d'onde

La mesure du radar est complétée par la combinaison des polarisations linéaires horizontales (H) et verticales (V) en termes d'amplitude et de phase. Les radars peuvent émettre des ondes polarisées dans un plan et les recevoir sur le même plan (polarisation parallèle) ou sur un plan perpendiculaire (polarisation croisée). On distingue quatre polarisations de transmission et de réception avec respectivement des données simple polarisation (HH et VV) et des données polarisation croisée (HV et VH) :

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

La réponse des objets d'intérêt est influencée par les longueurs d'onde de deux manières, soit la géométrie et le degré de pénétration. Plus la longueur d'onde est grande plus les surfaces des objets apparaissent lisses. Et comme les surfaces lisses sont des réflecteurs spéculaires, les objets apparaîtront peu brillants (le radar observe les objets de façon opposée à la direction spéculaire). Le niveau de pénétration dans le sol est proportionnel à la longueur d'onde. Ce

qui apporte des informations utiles sur les propriétés de la surface observée. Ce phénomène est illustré et interprété dans les Figures 2.3 et 2.4. Pour la Figure 2.3 :

- À gauche : visée du même côté que le soleil (le capteur se trouve à l'Est de Montréal) ; les surfaces d'eau foncées et l'absence de contraste au centre-ville dû à la diminution d'ombres observables par le capteur ;
- À droite : visée à l'opposé du soleil (le capteur se trouve à l'Ouest de Montréal) ; l'eau apparaît plus brillante (réflexion spéculaire) et une forte présence des ombres des édifices au centre-ville.



Figure 2.3 Variation du flux selon l'angle d'observation pour une position du soleil presque fixe de deux extraits d'images PAN-version 1 (satellite-SPOT-1) [Image adaptée du module "télédétection numérique" de Cavayas (2008)]

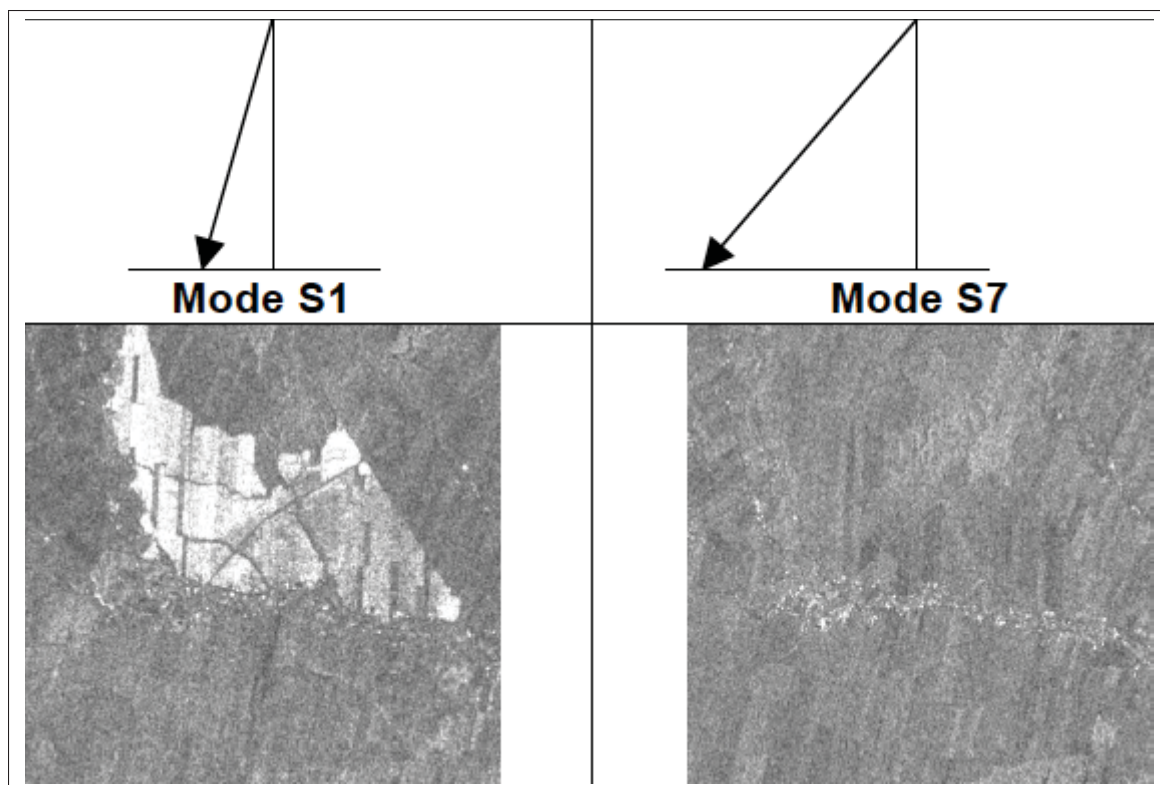


Figure 2.4 Extraits d'images RADARSAT-1 en mode Standard acquises vers la fin du mois de mai avec une semaine d'intervalle [Cavayas (2008)]

Pour la Figure 2.4 :

- À gauche : angle d'illumination à pic (environ 25 degrés de la verticale) ;
- À droite : angle d'illumination à rasage (environ 47 degrés). Les sols humides sont brillants sur l'image de gauche à cause de la dominance de l'humidité des sols dans le signal radar. Les contrastes entre champs agricoles et boisés sont meilleurs dans les images de droite (dominance de la rugosité de la surface dans le signal radar).

La polarisation est une caractéristique intéressante pour des applications visant à restituer la géométrie des objets d'intérêt. Tous ces capteurs radars émettent dans plusieurs bandes spécifiques parmi le spectre des hyperfréquences. Ces longueurs d'onde sont plus grandes que celles des ondes du spectre du visible et de l'infrarouge. Ces grandes longueurs d'onde sont insensibles aux différentes couches qui composent l'atmosphère. Ce qui justifie leur emploi pour de nombreuses applications de l'observation de la Terre. L'usage de ces longueurs d'onde est

fonction de certains critères dont la sensibilité face à la traversée de l'atmosphère et les caractéristiques de la matière (interaction onde-matière). Finalement pour le dernier critère, le choix sera guidé par l'objectif de la mission satellitaire assignée, car la réaction d'un objet dépend de la bande allouée. Ainsi, on peut recenser certains satellites radar et certaines bandes comme suit :

- la fréquence de la bande [L] (1-2 GHz) [très grandes longueurs d'onde] du satellite radar japonais JAXA utilisé pour le contrôle et la surveillance aérienne (cartographie du sous-sol naturel, classification de la biomasse) ;
- la fréquence de la bande [C] (4-6 GHz) [moyennes longueurs d'onde] du satellite canadien RADARSAT est un compromis entre les bandes [L] et [X] ;
- la fréquence de la bande [X] (6-11 GHz) [moyennes longueurs d'onde] du satellite allemand TERRASAR-X, orbite polaire, crépusculaire et héliosynchrone à 514 km d'altitude est plus apte pour la météorologie, la haute résolution spatiale (cartographie, surveillance au sol des aéroports, reconnaissance des infrastructures) ;
- la fréquence de la bande [K] (11-36 GHz) [faibles longueurs d'onde] présente des limitations lors de la traversée de la couche atmosphérique à cause de la réflexion grande teneur en ions de la couche ionosphérique.

La limitation lors de la traversée de la couche atmosphérique favorise l'utilisation des grandes longueurs d'onde [L, C, X] pour les applications et services de l'observation de la Terre (navigation, télécommunication, surveillance, observation, etc.) plutôt que les plus petites longueurs d'onde [K]. Avec de nombreuses surfaces rugueuses sur les images, la bande [K] parvient à distinguer facilement les ombres radiométriquement, contrairement à la bande [X] où l'on observe des surfaces spéculaires (difficulté de distinguer les ombres radiométriquement).

Pour les satellites canadien RADARSAT 1&2 et européen ERS 1&2, la bande [C] est un bon compromis en ce qui concerne les applications et les services de l'observation de la Terre, et les propriétés de la fenêtre atmosphérique appropriée.

2.3.4 Résolution d'un capteur radar

La notion de résolution spectrale ne s'applique pas. Les capteurs radar sont unifréquences. Chaque capteur possède un système de collecte de données avec une antenne spécifique à l'émission et à la réception d'une fréquence particulière. La synthèse d'images radar haute résolution nécessite une adaptation du traitement RSO d'un radar à synthèse d'ouverture classique à cause de certaines limitations technologiques. Il est proposé deux catégories majeures de limitations, soit :

- La résolution en distance est fonction de la durée τ de l'impulsion émise ; pour que deux cibles soient différenciables, leurs échos ne doivent pas se superposer. Leurs échos doivent être séparés d'une durée minimale égale à τ ; En somme, il faut construire un système hyperfréquence capable de gérer l'émission d'une fréquence plus grande.
- la résolution en azimuth est fonction de l'angle d'ouverture β du lobe principal de l'antenne émettrice. En effet, pour que deux cibles soient distinguables en azimuth, il faudrait qu'au moment de l'émission du signal, elles ne soient pas logées dans le lobe de l'antenne. Donc, deux antennes petite et grande peuvent amener à atteindre une plus grande résolution submétrique.

2.3.5 Radar à synthèse d'ouverture

Obtenir une très bonne résolution (décamétrique) avec une antenne à visée latérale n'est pas chose facile. En plus, il faudrait tenir compte des différentes résolutions (en distance et en azimuth) pour obtenir une meilleure résolution. Avec l'avènement des radars modernes dits radars à synthèse d'ouverture (RSO ou SAR de l'anglais *Synthetic Aperture Radar*), on arrive à simuler l'émission d'une onde de durée très courte par des techniques de traitement du signal et améliorer la résolution en distance. La méthode employée en exploitant l'effet Doppler¹ arrive à combiner plusieurs réponses différentes d'une même cible vue sous des angles différents

1. L'effet Doppler est le décalage de fréquence d'une onde observé entre les mesures à l'émission et à la réception lorsque la distance entre l'émetteur et le récepteur varie au cours du temps.

dans la direction de déplacement du capteur. Ce procédé a pour effet d'améliorer grandement la résolution en azimut.

Chatoiement

Une conséquence de l'utilisation de ce type d'imagerie est la sensibilité du capteur à l'interférence des ondes rétrodiffusées associée à la cohésion du signal radar. La formation de chaque pixel est le résultat de l'interférence (somme cohérente) des échos renvoyés par les diffuseurs constituant la cible. Elle peut être constructive (addition) ou destructive (soustraction) en fonction des valeurs des phases relatives de ces échos. Les pixels pour lesquels l'interférence est destructive apparaissent sombres tandis que ceux pour lesquels l'interférence est constructive apparaissent clairs. Cette notion d'interférence confère une apparence bruitée à l'image : c'est l'effet de chatoiement (ou *speckel* en anglais). Le chatoiement n'est aucunement une perturbation aléatoire mais fait partie intégrante du signal. C'est une information riche qui renseigne sur l'organisation spatiale et les caractéristiques diélectriques de chaque cellule de résolution. La difficulté d'exploitation de cette information riche et complexe amène les chercheurs à la supprimer pour réduire cette "nuisance".

Distorsions géométriques

Les erreurs géométriques constituent un handicap plus ou moins important pour l'imagerie radar dans l'interprétation des scènes comme illustré sur la Figure 2.5. Le segment 1-2 et le segment 2-3 présentent les mêmes longueurs avec des pentes d'inclinaisons différentes. Du fait de la position du satellite (côté gauche), le segment 1-2 sera représenté par un plus petit nombre d'échantillons (colline raccourcie) que le segment 2-3 (colline étirée). Ce phénomène de raccourcissement ou d'étirement se présente puisque l'angle incident du faisceau radar diffère de l'angle droit (90°). Cette compression de l'information radiométrique rétrodiffusée des zones situées face au capteur radar peut être corrigée à l'aide d'une carte topographique.

Par contre, si l'angle incident du faisceau est inférieur à celui de la pente locale, le sommet de la colline (segment 4-3) sera imagé avant la base parce que la distance du sommet est

plus vite atteinte que cette base-ci. On parle du phénomène de basculement de l'information rétrodiffusée par le capteur radar. Sur l'image radar, ces pixels de haute intensité paraîtront très brillants sur l'image. Une correction de cette anomalie est rendue possible grâce aussi à une carte topographique.

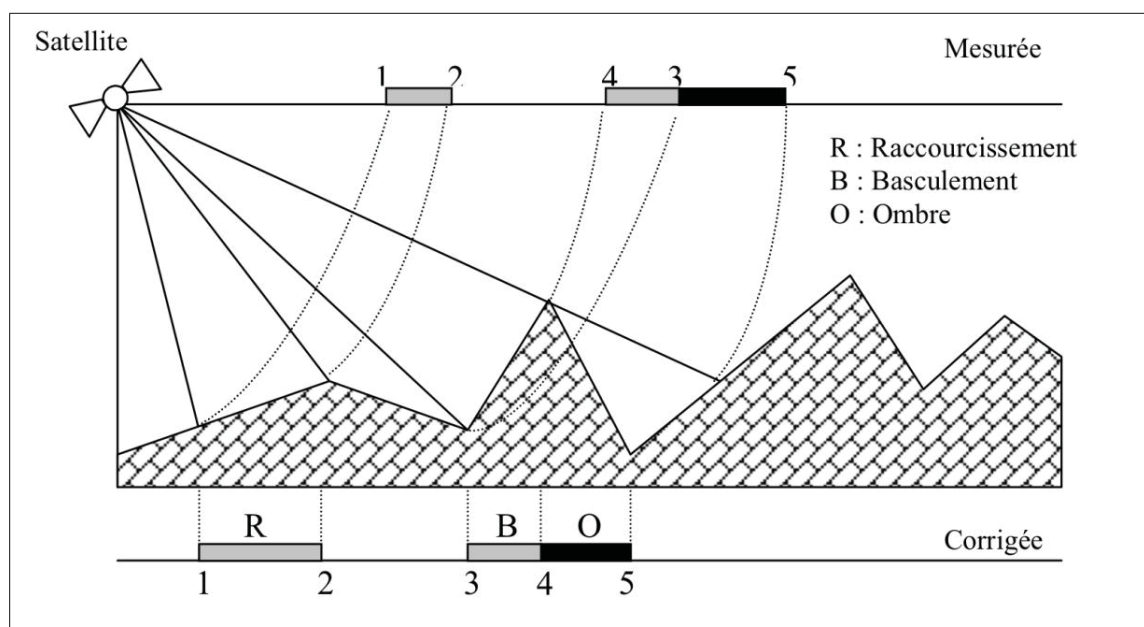


Figure 2.5 Éventuelles erreurs géométriques causées par les variations de relief

Un autre inconvénient de l'utilisation du capteur radar est le phénomène d'ombre qui se caractérise par des zones non éclairées par le faisceau radar. L'absence d'information rétrodiffusée d'une pente opposée au signal radar (segment 3-5) sera observée comme des points noirs dans l'image radar, où l'on ne peut tirer aucune information. Ce phénomène est bien illustré par la Figure 2.6. La partie ombragée du côté droit de l'image radar est représentée en rouge.

Malgré quelques inconvénients présentés par les capteurs de type radar tels que les chatoiements, les ombres radar, les repliements et les distorsions obliques, le radar demeure un excellent instrument favorable à la détection de cibles pour toutes les conditions météorologiques (jour, nuit, brume, nuage, neige et pluie). Tupin *et al.* (1998), Pigeon *et al.* (1999) et Caves

et al. (1992) ont proposé différentes techniques réalisées avec des images radar d'ERS-1 pour l'extraction des routes.

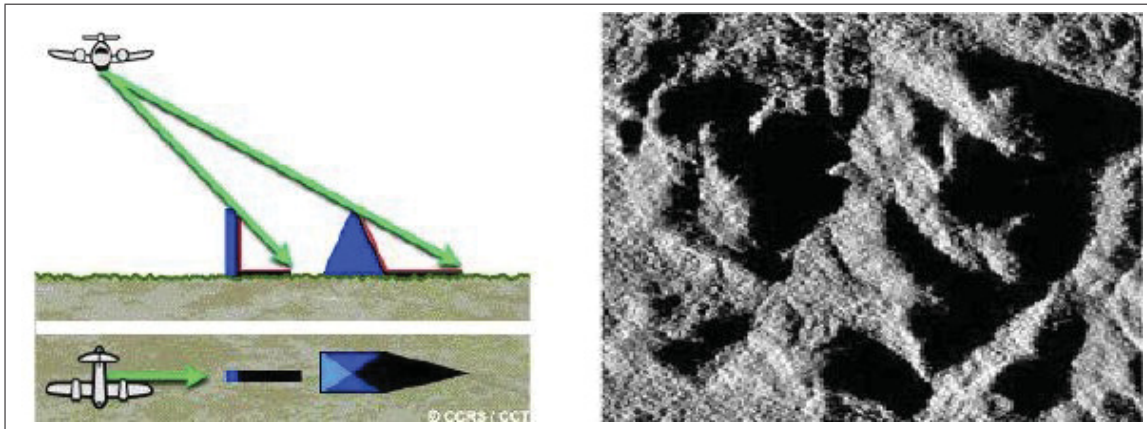


Figure 2.6 Prise de vue oblique : image radar et sa représentation schématique [Centre canadien de télédétection]

2.4 Comparaison entre l'imagerie optique et l'imagerie radar

La notion de résolution spectrale ne s'applique pas pour les images radar. Les radars sont des capteurs unifrquences pour la plupart. Il peut y avoir des radars à plusieurs antennes, mais chaque antenne sera spécialisée à l'émission et à la réception d'une seule fréquence particulière. Les capteurs radar présentent des avantages majeurs. Ils produisent leur propre source d'énergie pour éclairer leur cible. Ils s'affranchissent des perturbations atmosphériques et conservent leur capacité d'observation de jour comme de nuit. Alors que cela n'est pas le cas pour les images optiques dont l'observation de la cible nécessite une source d'illumination. Les images optiques ne peuvent pas fournir d'information durant la nuit ou s'il y a la présence de nuages, brouillard ou autres intempéries.

De même les effets atmosphériques observés sur les images optiques avec les phénomènes d'absorption et de diffusion perturbent la réponse de réflectance par les surfaces cibles. Cependant et contrairement à l'image optique, le traitement et l'interprétation des images radar sont difficiles et complexes et dépendent de plusieurs paramètres du capteur (micro-géométrie,

angle d'incidence, polarisation et longueur d'onde). On remarque que les informations issues de ces deux types de capteurs peuvent certes être souvent de nature différente (Figures 2.7 et 2.8). Cependant, il est possible de considérer que les images fournies par les capteurs optiques et radar contiennent des informations complémentaires sur la scène observée. Ainsi, l'exploitation simultanée et judicieuse de ces deux types d'images peut être d'intérêt important pour une caractérisation fidèle de l'état de surface de la scène observée en fonction de la mission des satellites.

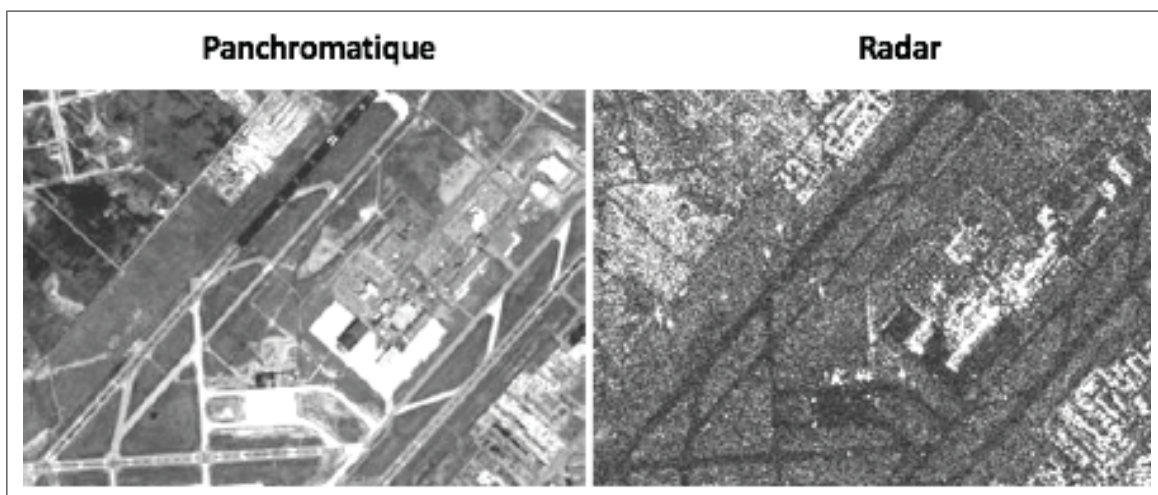


Figure 2.7 Comparaison des images PAN du satellite IRS et des images radar du satellite RADARSAT. Les pistes de l'aéroport apparaissent foncées (surfaces lisses pour les ondes radar) ; les surfaces gazonnées apparaissent avec une teinte moyenne (surface plutôt lisse). (les imagerie font environ 1,8 x 1,3 km) [Cavayas (2008)]

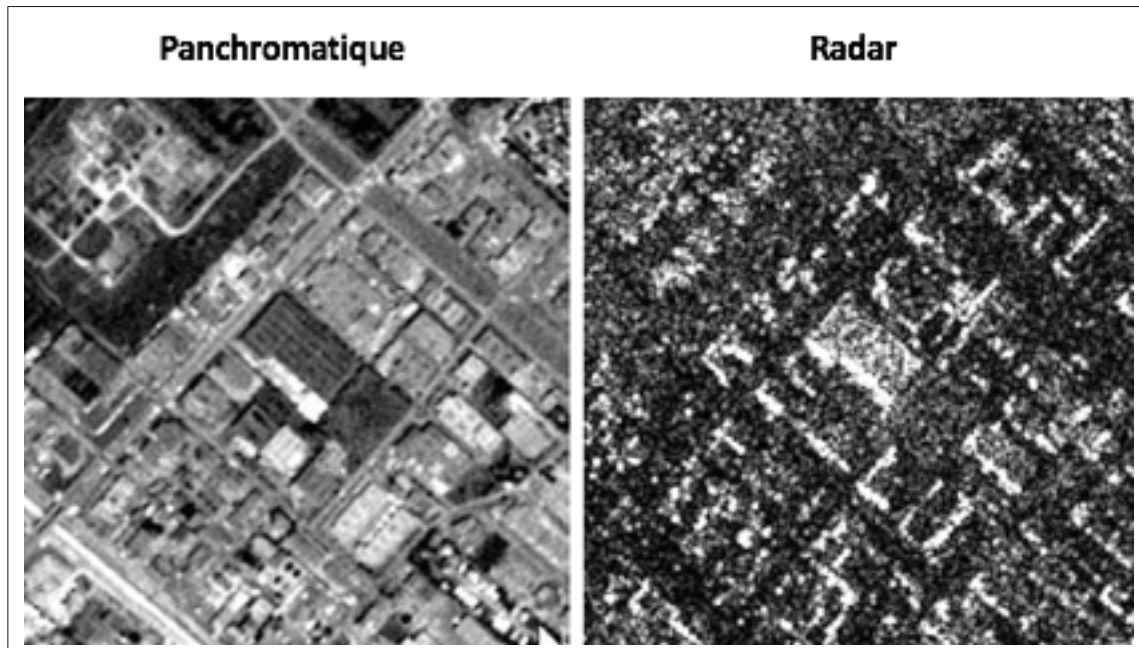


Figure 2.8 Comparaison des images PAN du satellite IRS et des images radars du satellite RADARSAT. Les façades de bâtiments exposées aux microondes apparaissent brillantes dû au phénomène de réflexion en coin (les imageries font environ 1,4 x 1,4 km)
[Image adaptée du module "télédétection numérique" de Cavayas (2008)]

2.5 Solutions spatiales pour la gestion des catastrophes

L'utilisation des différents capteurs imageurs (optiques et radars) est rendue possible grâce à des satellites qui gravitent autour de la Terre. Ces satellites possèdent une énergie cinétique suffisamment élevée pour compenser la force gravitationnelle exercée par la Terre. Plus elles sont à basse altitude, plus leur vitesse doit être grande pour échapper à cette force de gravité. En fonction du type d'observation souhaitée et des zones d'intérêt, des orbites (trajectoire suivie par la masse du satellite autour d'un astre comme la Terre) seront choisies. En fonction des besoins, les satellites sont lancés avec des paramètres d'altitude et d'orbitales (Figure 2.9).

À cause des intempéries climatiques auxquelles les capteurs optiques sont sensibles, les utilisateurs des produits de l'observation de la Terre sont amenés à considérer différents modes d'acquisition d'images, soit différents angles de visée ou soit des illuminations différentes, tous provenant de capteurs distincts. Ainsi, avec plusieurs paramètres à considérer, il serait diffi-

cile de comparer les informations provenant de différents capteurs. Mais l'exploitation de cette complémentarité peut être avantageuse en utilisant les techniques de fusion de données. Surtout lors d'une catastrophe, la recherche d'un satellite (optique ou radar) et sa programmation pour l'acquisition d'images constituent une tâche opérationnelle difficile pour le moment. Le facteur temps est crucial pour une réponse adéquate. Il faut tirer profit de la complémentarité des différents capteurs disponibles et exploitables en tout temps.

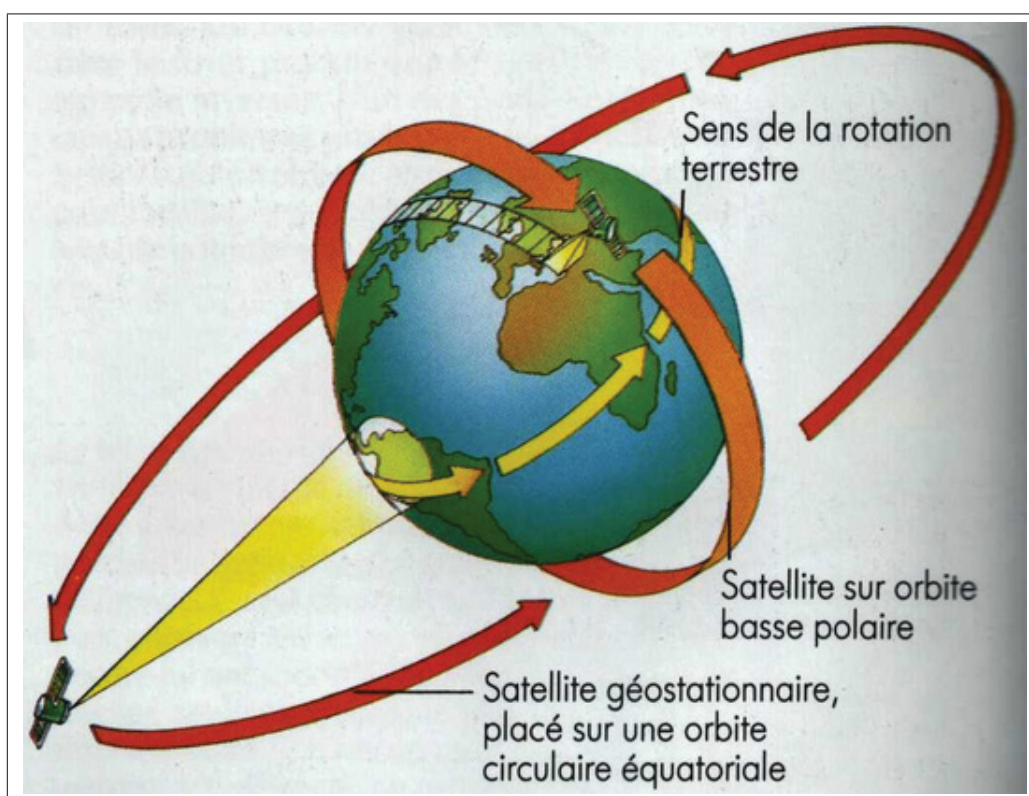


Figure 2.9 Satellites géostationnaire et héliosynchrone [Google/DigitalGlobe]

Les satellites ayant une orbite géostationnaire sont situés à une haute altitude (36000 km) de la Terre au-dessus de l'équateur. Ils tournent à la même vitesse que celle-ci et demeurent en permanence fixes à la verticale de la même zone d'intérêt. Ces orbites géostationnaires donnent l'impression d'être stationnaires parce qu'elles possèdent la même vitesse que celle de la Terre. Elles sont généralement utilisées pour les applications météorologiques (Météosat,

GOES, etc.), les tempêtes, les ouragans, les phénomènes de grande ampleur, mais également pour les télécommunications.

Les satellites ayant une orbite quasi polaire ont aussi une orbite héliosynchrone. Elles sont situées à basse altitude (entre 300 km et 1500 km). Leurs orbites tournent pratiquement du nord au sud ou vice-versa en observant toujours une région particulière du globe terrestre à la même heure locale solaire. Ce sont les satellites héliosynchrones qui intéressent les chercheurs et ingénieurs dans le domaine des catastrophes majeures, pour plusieurs raisons, entre autres :

- couverture de la totalité du globe terrestre avec des zones de chevauchement entre deux fauchées adjacentes ;
- passage au nadir (la verticale au-dessous du satellite) en observant toujours une même région d'intérêt à la même heure locale et bénéficie d'un fort éclairage du soleil pour une saison particulière, ce qui constitue un facteur important ;
- possibilité d'orienter et de modifier l'angle de visée du satellite sur une zone spécifique lors du passage du satellite pour les satellites nouvellement mis en orbite ;²
- étendue de la superficie des dégâts occasionnés par un désastre naturel.

Pas exemple, les conséquences lors d'un tremblement de terre dans un milieu urbain sont destructives ; les infrastructures de communication sont rendues non opérationnelles, les bâtiments sont détruits ou détériorés, les cours d'eau sont détournés de leurs trajectoires, les ponts sont détruits, etc. À cause des enjeux économiques et le volet politique, les études scientifiques sur un phénomène de catastrophe majeure ne commencent à voir le jour en milieu urbain qu'après l'évaluation des aspects financiers qu'elles engendrent et des accidents mortels qu'elle provoque. Mais avant d'entamer cette estimation financière ou une étude approfondie sur une telle crise majeure, il faut penser sauver des vies. Une évaluation des voies de communication aidera les secouristes à circonscrire le fléau et apporter une assistance aux sinistrés dans un laps de temps court grâce aux outils d'observation de la Terre (télédétection).

2. Il faut distinguer le cycle de passage (cycle orbital) qui est le temps nécessaire pour le retour du satellite sur le même point d'intérêt avec le temps de revisite où nous pouvons observer la scène plusieurs fois avant et après le cycle orbital avec les capteurs orientables.

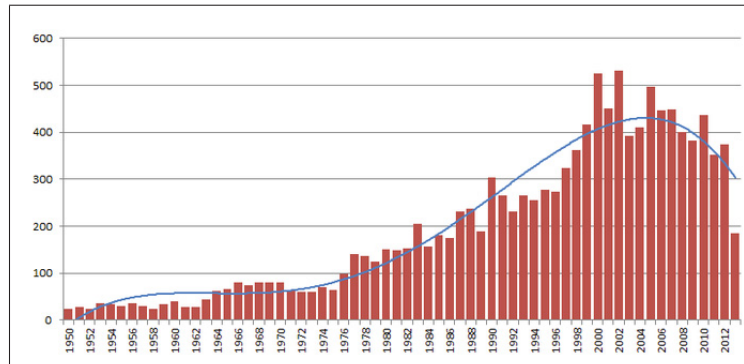
Par ailleurs, les crises majeures sont observées sur de grandes superficies, sans tenir compte des frontières ou des états concernés. Pour appréhender et circonscrire le fléau (inondations, tremblement de terre, etc.), l'apport d'experts en la matière et l'utilisation des images satellitaires provenant de plusieurs capteurs à différentes résolutions spatiales de diverses agences spatiales sont plus que nécessaires. Ainsi, l'imagerie satellitaire permet d'étudier les conséquences et les impacts d'une catastrophe majeure dans les lieux qui sont difficiles d'accès par voies terrestres et où certains moyens de communications sont souvent bloqués. D'ailleurs, les données satellitaires sont le plus souvent traitées dans des centres d'opérations très éloignés et très équipés avec du personnel qualifié, le tout situé à l'abri des catastrophes. Ce qui justifie l'avènement et la mise en oeuvre de la CIECM. L'annexe II présente les détails du processus d'activation et le rôles des différents intervenants.

2.6 Charte Internationale « Espace et catastrophes majeures » (CIECM)

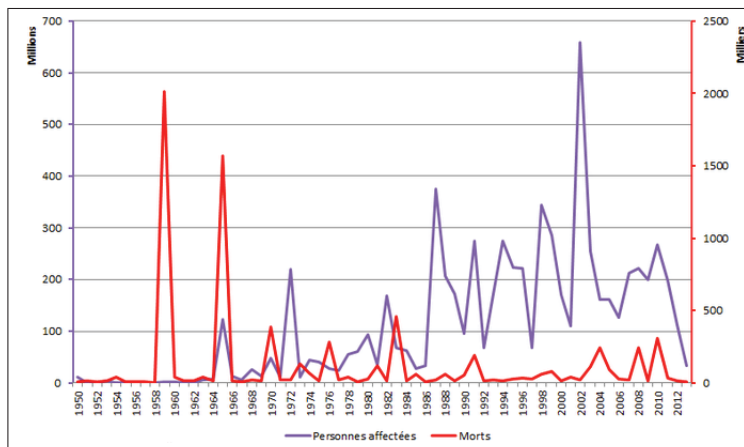
2.6.1 Mise en contexte et statistiques

Selon un rapport de (Guha-Sapir & Hoyoïs (2016)) de EM-DAT, le nombre de catastrophes naturelles dans le monde de 1950 à 2012 est en nette progression (Figure 2.10a). Le taux de personnes affectées et le taux de personnes tuées suivent la même tendance (Figure 2.10b). Cela peut s'expliquer par une démographie mondiale et une urbanisation galopante ajoutées à une augmentation significative des températures depuis 1980.

En moyenne de 2000 à 2012, les catastrophes naturelles ont affecté au moins 200 millions de personnes et tué plus de 92 000 personnes. Le graphique (Figure 2.11a) met en évidence l'impact des catastrophes naturelles sur les pays asiatiques et les États-Unis à cause de leurs poids démographiques. Par contre, ce sont les pays les plus développés qui paient un plus lourd tribut économique à cause de leur forte urbanisation (Figure 2.11b).

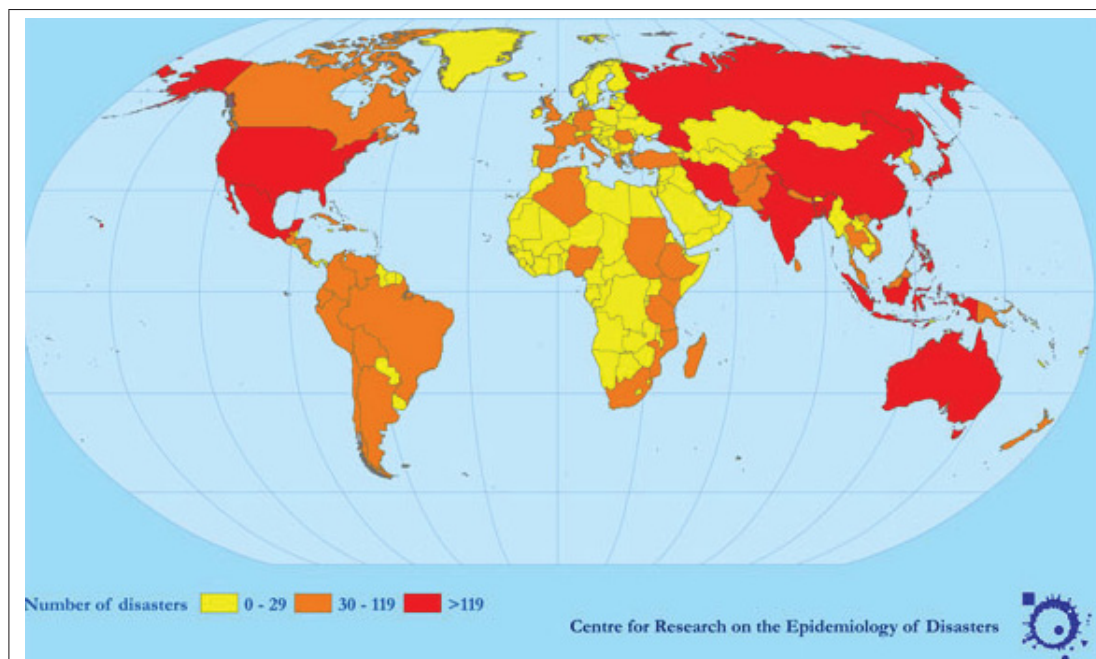


a) Nombre de catastrophes dans le monde

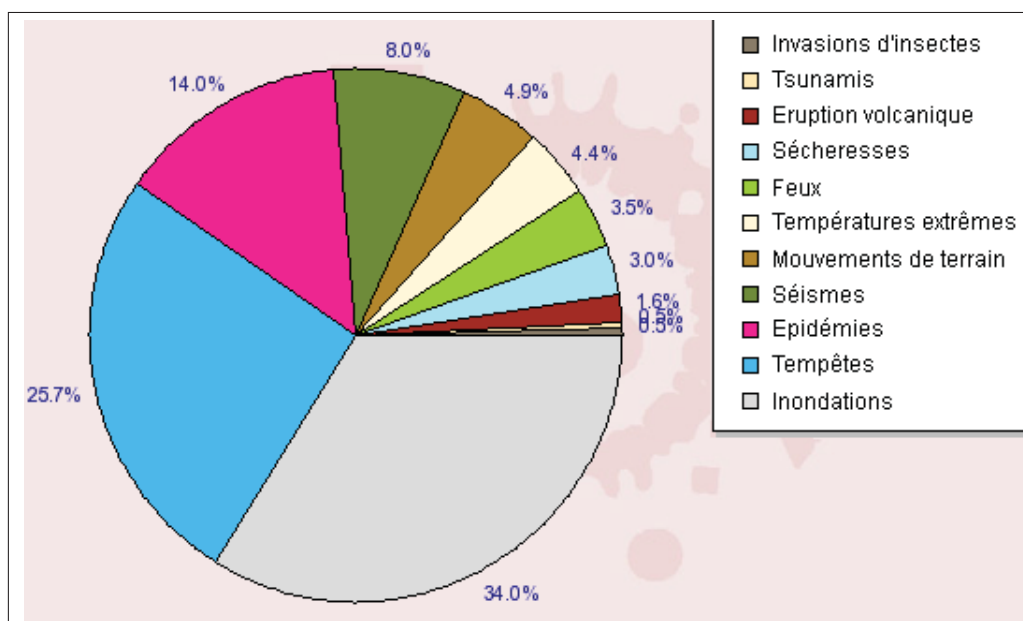


b) Nombre de personnes tuées et affectées par les catastrophes

Figure 2.10 Nombre de catastrophes et nombre de personnes tuées et affectées par les catastrophes dans le monde [EM-DAT, www.em-dat.net]



a) Différents types de catastrophes dans le monde



b) Coûts des catastrophes dans le monde

Figure 2.11 Types de catastrophes et leurs coûts dans le monde [EM-DAT, www.em-dat.net]

2.6.2 Cycle de gestion pour répondre aux catastrophes

La fréquence et la gravité des récentes crises survenues à travers la planète, avec son cortège de conséquences socio-économiques en passant par des pertes en vie humaine, remettent dans l'actualité des images dramatiques et des débats connus sur sa gestion et ses impacts. En effet, la plupart des observateurs et des ONG engagées dans ces pratiques humanitaires sont encore indexés comme des spectateurs, et sont victimes de leur succès médiatisé. Mais les polémiques repartent et reviennent comme si rien n'a été fait ou dit. L'extraordinaire élan de générosité, de solidarité, et la motivation des équipes sur le terrain ne doivent pas amener au cynisme du « toujours le même cirque ». Mais que faire face à cette situation ? Faut-il une gestion à court, moyen et long terme pour éradiquer cette situation ou faire mentir aux sceptiques ce cynisme ou cette perception du recommencement perpétuel ? Vu les attentes de transparence qui émergent de l'opinion publique qui a su être si généreuse dans les donations en biens matériels et financières, et face à l'ampleur des moyens mobilisés, la question de la qualité de la réponse ou de l'intervention de l'aide est au coeur des débats dans le public. Les ONG, les institutions humanitaires et les structures étatiques impliquées dans la gestion des crises en sont conscientes. Elles se servent des erreurs du passé pour mieux appréhender les lendemains. Les crises ne sont pas toutes évitables. Par contre, on peut arriver à les circonscrire ou à réduire leurs impacts.

Les catastrophes majeures peuvent être gérées de façon efficace et coordonnée afin de réduire au maximum les conséquences socio-économiques et humaines selon un cycle de quatre étapes (Figure 2.12) :

- (i) *prévention et atténuation* : phase de réduction de risque pour prévenir ou éviter que les risques ne se transforment en catastrophes majeures. Pour cela il faut une évaluation continue de la vulnérabilité et des risques ; la sensibilisation par des moyens de communication aux personnes ;
- (ii) *préparation* : planification préalable par des stratégies de communication et de logistique sur le terrain ;

- (iii) *intervention ou réponse* : plan d'urgence, mobilisation de toutes les ressources humaines et matérielles. Organisation et coordination des secours et facilitation de l'accès aux services minimum ;
- (iv) *reconstruction ou réhabilitation* : assistance continue et réhabilitation des infrastructures.

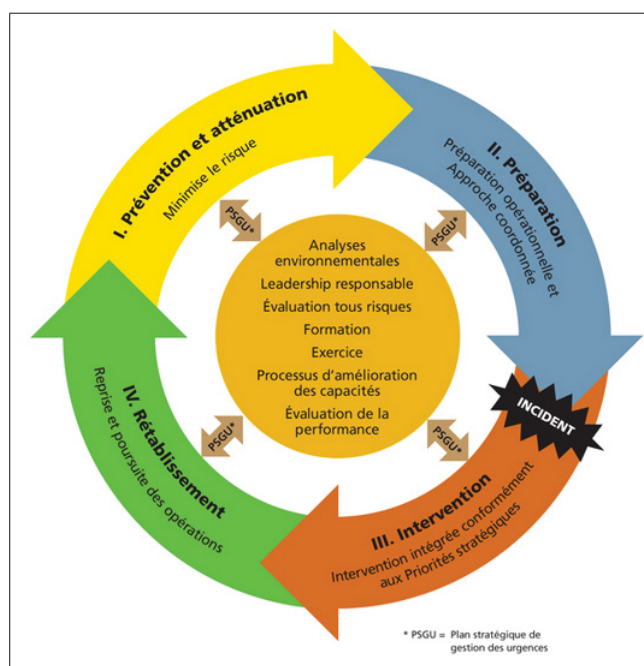


Figure 2.12 Cycle de gestion des catastrophes

Face à la fréquence élevée et l'impact dévastateur des catastrophes majeures qui entraînent des pertes en vies humaines, la communauté internationale ne va pas rester insensible et indifférente à ce fléau grandissant. Les pays développés et certains pays émergents ont réfléchi et mis en place une plateforme où toutes les ressources humaines et matérielles seront mises à disposition pour prévenir les catastrophes et venir en aide aux populations sinistrées. C'est dans ce contexte en 1999 que la Charte internationale « Espace et catastrophes majeures » (CIECM) a vu le jour.

2.6.3 Besoins et exigences dans la gestion d'une crise

Lorsque survient une crise majeure, l'organisation rapide et efficace des secours et l'acquisition d'informations utiles et fiables sont primordiales, car des vies humaines sont en jeu. Deux problèmes majeurs se dégagent : le temps de réaction pour circonscrire le fléau et le temps pour prévenir et donner des instructions à la population sinistrée. Les autorités, les secours et la population ont besoin de savoir l'état de dégradation des infrastructures essentielles pour une bonne gestion de la crise.

Un certain nombre de pratiques et de démarches sont nécessaires pour mieux circonscrire la crise. Les caractéristiques et les propriétés des différents capteurs jouent un rôle de premier plan dans tout le processus d'activation de la CIECM (Tableau 2.3).

Dans le cadre de la présente étude, la circonscription du champ d'études est nécessaire. Il existe plusieurs types de catastrophes naturelles (1.2). Au nombre de ces catastrophes, c'est le séisme de type tremblement de terre qui est à l'étude avec les images de Haïti qui a été activé. Lorsqu'une activation survient, un processus d'intervention est mis en place par des acteurs appropriés (II). Toujours dans le cadre du processus d'activation de la CIECM, le chef de projet demande aux agences spatiales dont les satellites survolent la zone d'intérêt de lui fournir les images acquises pour les mettre à la disposition de la cellule de crise qui suivent le protocole de gestion de crise.

Notre équipe de recherche travaille en étroite collaboration avec des organismes à la valeur ajoutée (OVA), par contre notre intervention se produit qu'en amont du processus. Le rôle de notre laboratoire de recherche est de fournir à l'OVA des algorithmes efficaces pour l'extraction des routes et bâtiments, de même que leurs dommages, pour tout capteur, idéalement, pouvant être utilisé lors d'une catastrophe afin de répondre à la demande de l'utilisateur. L'équipe d'urgence se constitue pour produire :

- une carte détaillée des zones affectées, l'état et la localisation des infrastructures (voies d'accès) affectées par l'entremise des images à THRS (échelle fine) ;

- une carte d'étendues des zones touchées et la localisation des zones sécuritaires pour les services d'urgence, les hôpitaux de campagne et les points d'eau potable via des images à moyenne échelle.

Tableau 2.3 Caractéristiques des capteurs optiques et radars utilisés pour les catastrophes

Capteurs/Satellites	Propriétés et caractéristiques
Géostationnaire	Capteurs : (Temps de revisite, Rayon d'action) MODIS : (1 jour, 250 km) ; GEOS : (30mn, 1/3 du globe) NOAA-AVHRR : (1 jour, 1km) ; MétéoSat-SEVIRI : (15mn, 250m) Résolution temporelle élevée ; résolution spatiale très faible ; altitude élevée (36 000 km) Champs de vue est toujours le même et temps quasi-réel Conçus pour la prévision et surveillance de la météorologie Tempêtes, inondations, feux de forêt.
Satellites en Orbite héliosynchrone Quasi-polaire	Capteurs : SPOT-1 à 4 ; Landsat ; Ikonos Résolutions spatiales : HRS-(1,5m-30m) ou THRS-submétriques Acquisition de données au dessus du même point, à la même heure Couverture plus fréquente d'une zone d'intérêt ; altitudes faibles possibles Temps de revisite : avec une fréquence de plusieurs jours Commentaires : cartographie détaillée.
Orbite quasi- polaire à pointage variable	Capteurs : QuickBird ; WorldView-2, Constellation Pléiades ; THRS (résolutions submétriques) Angle de visée programmable pour le survol d'une zone d'intérêt Variation de l'angle de visée prolonge l'observation de la zone d'intérêt Revisite journalière en tous points du globe (angle de visée : +/- 45 degrés) Inventaires et localisation des bâtiments et des routes Ampleur des destructions et cartographie détaillée
Capteurs radars Orbite polaire héliosynchrone	Capteurs : TanDEM-X, TerraSAR-X, RADARSAT, ERS Localisation des bâtiments et des routes Ampleur des destructions et cartographie détaillée TerraSAR-X : Staring SpotLight (0,5 m de résolution), Spotlight (1 m de résolution) Couverture nuageuse (nuages ou pluie) ou période (jour, nuit) images radars nécessaires.

2.7 Conclusion partielle - Chapitre 2

Pour mieux circonscrire une crise naturelle sur une grande superficie, il faut des moyens adéquats et une ressource humaine efficace pour une meilleure gestion. Les images de satellites sont les mieux appropriées pour une grande couverture des zones sinistrées. La gestion des données cartographiques et d'images durant une catastrophe majeure est fastidieuse. Lorsque survient une catastrophe majeure, l'évènement devient mondial. Plusieurs organismes s'impliquent dans la coordination et la gestion de cette crise. La procédure d'intervention doit être organisée adéquatement. Lors de la saisine de l'agence de la Charte internationale «Espace et

catastrophes majeures» par un utilisateur autorisé, tous les ressources satellitaires optiques et radars qui gravitent autour des zones sinistrées sont réquisitionnés. Chaque ressource satellitaire possède ces spécificités intrinsèques et doit subir des prétraitements et des traitements des images acquises afin de répondre aux besoins des usagers. Une comparaison des différents capteurs optiques et radars montre une complémentarité dans leur usage respectif. La disponibilité des images optiques et radars permettra aux équipes de secours et aux interprètes de remédier à toute éventualité et offrira une validation de l'approche.

Cette validation est rendue possible qu'après avoir expérimenté ou discuté d'autres approches utilisées dans la littérature.

CHAPITRE 3

REVUE DES CONNAISSANCES ET ÉTAT DE L'ART

3.1 Introduction

Cette section introduit la nomenclature de la route et l'état de l'art sur l'extraction des routes. Il existe quelques pistes de recherche pour répondre aux défis soulevés par la problématique. En effet, lors de la revue de littérature, quelques travaux ont été identifiés et jugés pertinents pour le sujet de recherche. L'extraction des structures linéaires, et plus particulièrement le réseau routier, à partir des images satellitaires ou aériennes a fait l'objet de nombreuses publications depuis ces dernières décennies. Vu l'importance des applications et des défis à relever tels que la cartographie de vastes surfaces et la mise à jour des cartes existantes, les images satellitaires deviennent incontournables. Malgré de nombreux progrès, beaucoup reste à faire. La variabilité des structures et la variabilité typologique des routes par rapport à l'environnement, surtout en cas de catastrophes majeures, ont rendu l'extraction complexe. Dans ce chapitre, il sera question d'expliquer et de présenter la route dans *tous ses états*, par rapport à sa grande variabilité intrinsèque et extrinsèque. Dans un autre ordre d'idées, l'état de l'art sur les travaux d'extraction de routes à partir des images optiques et radars sera exploré. Les travaux sur l'évaluation et la quantification des débris sur les routes seront analysés. Un sommaire sur l'état de l'art et des recommandations sur les techniques sera dégagé pour mieux élaborer notre approche méthodologique.

3.2 État des connaissances sur l'extraction de la route et la détection des dégâts

3.2.1 Différents types de revêtement de la route

Pour la détection de changement ou l'extraction de l'information sur la route à partir des images, il est nécessaire de connaître les différents types de revêtement de la route afin de faire une analyse conséquente de celle-ci. La Figure 3.1 montre différents types de revêtements

utilisés sur la surface routière et sur d'autres surfaces telles que les toitures de bâtiments. Ces différentes représentations démontrent la diversité des textures existantes. Ce constat confirme une fois de plus la complexité de la détection et l'extraction des routes par des algorithmes et rend les travaux de recherches plus que d'actualité. Il y a lieu de se pencher sur cette problématique.

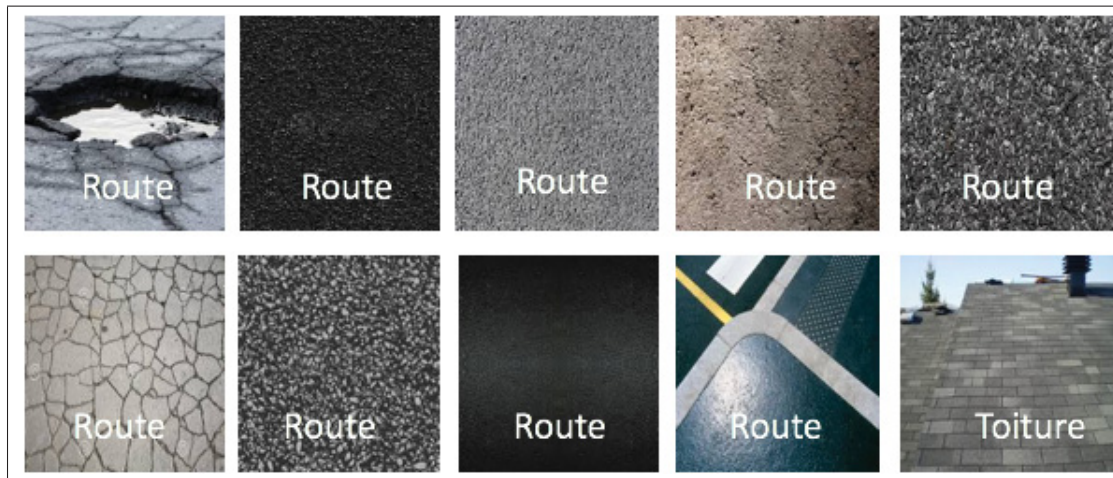


Figure 3.1 Quelques différents types de revêtement utilisés [routes et toitures]

La grande différence entre les divers revêtements de la route au moment de la prise d'images est due à plusieurs facteurs :

- le niveau de dégradation de la route ;
- le matériau utilisé ;
- le type de route ;
- l'importance de la route ;
- etc.

De quoi est composée la route ? Quel matériau est utilisé pour le revêtement des routes ? La majorité des routes sont revêtues d'enrobés bitumineux (dont le liant est du bitume). Avec le temps, le matériau peut se détériorer (orniérage, fissuration, arrachement). Dans le cadre de la présente étude, il faut détecter et extraire de l'information à partir des images satellitaires

en cas de désastre majeur. Il faut donc distinguer la dégradation de la route causée par une mauvaise performance de l'enrobé de celle causée par une catastrophe naturelle.

Chaque objet sur la surface de la Terre réfléchit en fonction du spectre du signal incident reçu selon sa signature spectrale propre qui permet de le détecter parmi tant d'autres objets voisins. Cette identification unique est appelée signature spectrale. Il existe souvent une confusion entre certaines signatures censées être uniques. Ce phénomène est justifié par les propriétés et les formes similaires entre les objets ou à un déficit de corrections atmosphériques ou encore d'étalonnage. Bugnet & Bouroubi (2005) ont mis en place un logiciel pour évaluer l'intérêt d'effectuer cette opération de restitution de la réflectance au sol pour des applications d'images satellitaires telles que la recherche automatique ou semi-automatique des cibles ou zones d'intérêt en fonction des bandes spectrales. Chacune des bandes spectrales apporte une information spécifique à l'image. Une recherche de signature spectrale des routes a été effectuée sur une image multispectrale de l'île de Montréal (ville de Lasalle) dans les bandes spectrales rouge, verte, bleue et proche infra rouge (PIR), de résolution spatiale 2,8 mètres en format 8 bits (Bugnet & Bouroubi (2005)). L'intérêt majeur est porté sur le proche infra rouge. En effet, la bande PIR est associée à la chaleur, car à température ambiante ordinaire, les objets émettent spontanément des radiations dans le domaine infrarouge. Les exemples de la Figure 3.2 et de la Figure 3.3 montrent respectivement les réflectances au sol issues de l'image Quickbird et la différence observée entre ces différentes réflectances au sol dans les bandes bleue, verte, rouge et proche-infrarouges (B, V, R et PIR) La prédominance au niveau de la bande proche-infrarouge montre qu'elle permet une meilleur discrimination entre les éléments d'intérêt considérés.

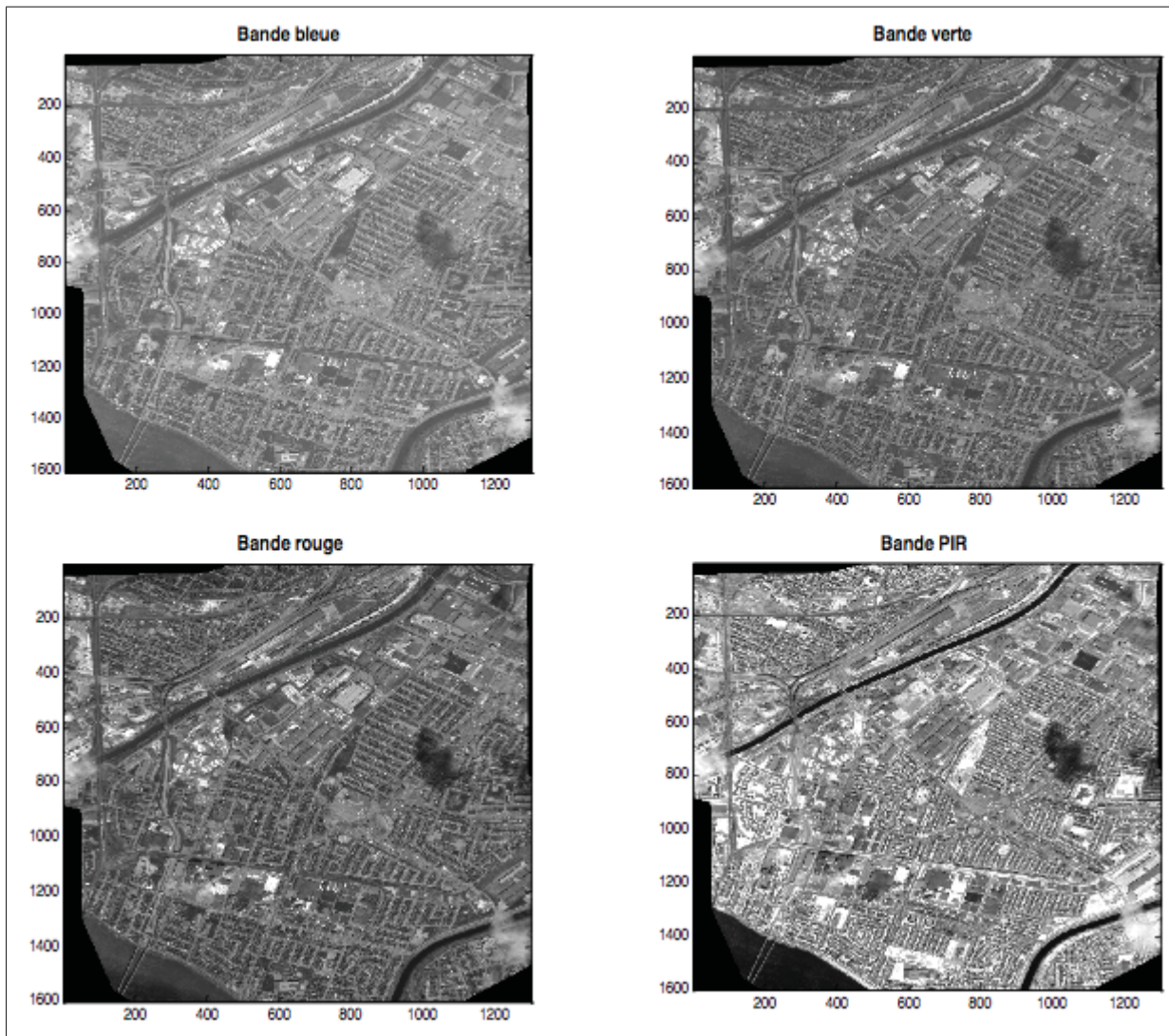


Figure 3.2 Réflectances calculées sur une image Quickbird dans les bandes B, V, R et PIR [Bugnet & Bouroubi (2005)]

Les algorithmes et les méthodes d'extraction d'informations sont fonction de la nature de l'objet, de son environnement immédiat et de son domaine d'application. L'application de l'algorithme de détection de route sur l'image détermine l'information et les caractéristiques à chercher avec une certaine fiabilité souhaitée. On ne peut pas se lancer dans la résolution d'un problème sans le définir de façon exhaustive. Ainsi, la nomenclature de la route et de son revêtement sont listés comme suit dans le cadre de la présente étude :

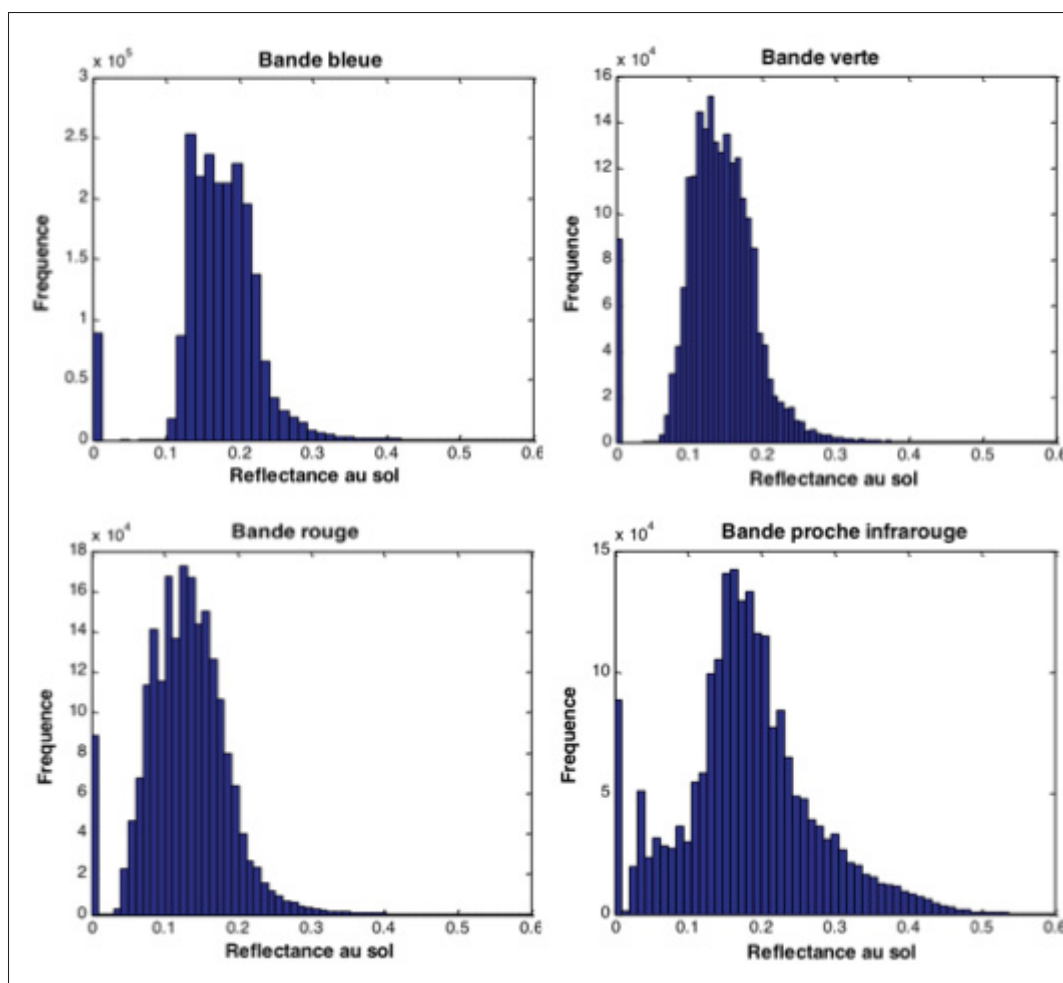


Figure 3.3 Histogramme des réflectances au sol calculées sur une image Quickbird [Bugnet & Bouroubi (2005)]

- *l'autoroute* : chaussée en revêtement bitumineux ou en béton, ne présentant aucun croisement à niveau. Elle peut avoir plusieurs voies de circulation (routes interurbaines) ;
- *la route* : chaussée en revêtement bitumineux, en béton ou sans revêtement, bordée par des bâtiments dans une agglomération, avec ou sans croisement à niveau (routes urbaines, routes de campagne, routes forestières, routes de montagnes) ;
- *le chemin* : chaussée carrossable ou pas, réservée à la circulation de moindre importance (piétons, cyclistes, véhicules de plaisance).

En général, lors d'une catastrophe majeure presque toutes les voies de communication sont touchées. L'intérêt est particulièrement porté sur les routes opérationnelles et non opérationnelles en milieu urbain et les ponts endommagés. Seules les routes revêtues d'enrobés bitumineux seront retenues car les autres types de revêtements (béton, gravier, etc.) peuvent constituer du bruit pour notre modèle.

3.2.2 Variabilité de la route, les conditions et moyens d'observation

Certaines occupations du sol, telles que les stationnements et les aéroports, présentent des radiométries similaires à celles des routes sans compter les conditions d'acquisition d'images qui contribuent à la complexité de détection et d'extraction des routes. Ces similarités radiométriques entraînent des confusions ou des fausses détections. La variabilité due aux conditions et moyens d'observation ainsi que la variabilité typologique (nature des segments de route) ont une influence sur la détection de la route. Le Tableau 3.1 illustre quelques variabilités intrinsèques et extrinsèques (radiométrie, géométrique) de la route et des contraintes associées à la variabilité typologique et aux conditions d'observation.

Tableau 3.1 Variabilités et contraintes liées à l'extraction de routes

Variabilités	Contraintes
Radiométrique	Influence du revêtement Fort contraste avec son voisinage Différents types de revêtement (bitumineux, gravier, béton) Catastrophe : débris ou décombres
Géométrique	Faible courbure Forme allongée Longueur importante Largeur supposée constante
Typologiques	Carrefours et ponts Extrémité libre Cul-de-sac Carrefours en forme de T, Y, X Catastrophe : bris de segments de route
Mode d'acquisition	Angle de prise de vue Résolution spatiale (largeur route) Résolution spectrale (discrimination) Représentation 3D
Contexte et environnement	Forte hétérogénéité avec voisinage Artéfacts (ombre portée, arbres, voitures, marquage au sol, décombres) (stationnement, aéroport, toits de bâtiments) Routes obstruées (débris des bâtiments sur les routes, effondrements, cassures)

En effet, plusieurs travaux (Li *et al.* (1998) ; Shi *et al.* (2012) ; Maurya *et al.* (2011)) ont été menés dans le domaine de l'extraction des routes à cause de l'importance accordée aux applications dans presque tous les domaines (aménagement, navigation, surveillance territoriale, gestion de catastrophe, etc.). L'extraction des routes est intimement liée à l'application qui détermine le modèle du système à mettre en oeuvre. Avec une si grande variabilité d'aspects de la route dans les images, il nous sera difficile de trouver un modèle générique. Toutefois, certaines caractéristiques majeures peuvent être dégagées :

- l'homogénéité le long de son axe principal ;
- le contraste fort dans la direction perpendiculaire au tracé de route ;
- la largeur et la courbure varient peu ;
- les routes présentent deux bords parallèles avec les images à THRS ;

- les arbres sur les bordures ;
- les routes sont situées entre les bâtiments ;
- les ramifications au niveau des carrefours ;
- les ponts reliant deux rives et les routes dégradées présentant de forts contrastes au niveau de la partie obstruée.

Lorsque nous souhaitons avoir des informations sur l'état des routes dégradées ou non, c'est qu'il y a un phénomène malheureux qui s'est produit. Si un tel événement se produit sans impact sur la vie de la société, on n'en ferait pas mention ou ce serait un non événement sans importance. Mais lorsque des vies humaines sont en jeu ou qu'il y a un risque de perte de vies humaines, cela nécessite une mobilisation de la part de tous.

Après une revue de connaissances sur la taxonomie de la rue et pour répondre aux défis évoqués dans la problématique, une revue de littérature et l'identification de quelques articles jugés pertinents dans le cadre de notre recherche seront abordés.

3.3 État des connaissances sur l'extraction de routes et l'évaluation des dommages

3.3.1 Processus d'extraction des routes à partir des images satellitaires

La grande partie des travaux sur l'extraction des routes dans la littérature est classée selon différentes catégories toutes aussi bien justifiées les unes que les autres. Selon Mena (2003) la bibliographie peut être classée en trois grands groupes :

- *selon des objectifs prédéfinis* : méthodes d'extraction et de reconstruction générales (segmentation et classification) ;
- *selon les techniques d'application* : bas et moyen niveau d'extraction (suivi de route, multi-résolution, segmentation) et moyen et haut niveau (méthodes à base de règles ou de logique floue) ;
- *selon les différents capteurs* : capteur optique (panchromatique, multispectral et hyperspectral), capteur radar et capteur lidar.

D'autres auteurs tels Hemiari *et al.* (2004) et Wang *et al.* (1996) ont spécifié une nomenclature selon les applications de bas et moyen niveau, en distinguant les méthodes automatiques, semi-automatiques et manuelles.

Les différents algorithmes d'extraction de routes sont composés de plusieurs étapes :

- *le prétraitement* : débruitage ou rehaussement ;
- *la détection* : établissement des zones d'intérêt, la présence de route ou non-route ;
- *le suivi* : suivre ou faire la jonction des segments de routes à partir des amorces de routes en fonction du modèle proposé ;
- *la validation* : contrôle de la fiabilité des résultats obtenus ;
- *la mise en correspondance* : projection et mise en correspondance des routes sur l'image originale ;
- *la reconstruction* : extraction exhaustive du réseau complet.

Notre projet de recherche se situe au niveau de l'application pour les images à très haute résolution spatiale qui fait passer la perception du réseau linéaire au réseau surfacique dans une perspective de catastrophe majeure. Ainsi, la classification de la bibliographie selon l'extraction et le suivi des réseaux linéaires (fins) et des réseaux surfaciques (épais) est jugée légitime. Un réseau fin se distingue d'un réseau épais par la largeur de ligne :

- *le réseau fin ou linéaire* : 1 à 3 pixels de large ;
- *le réseau épais ou surfacique* : plus de 3 pixels de large.

Les méthodes développées pour l'extraction du réseau doivent prendre en considération ce paramètre de largeur où la route est représentée comme un ruban à bords parallèles. En effet, cette extraction de lignes se fait par le biais d'opérateurs de détection de contours tels que le filtre de Sobel, le filtre de Canny (1986) et autres filtres similaires ou des opérateurs aveugles de recherche de routes : Chapeau-Haut-de-Forme (Meyer (1979)) et opérateur de Duda (Duda *et al.* (2001)). Quant aux réseaux surfaciques, ils demandent une analyse plus poussée, car on a recours à des caractéristiques telles que la texture, l'anti-parallélisme et certaines contraintes

géométriques, etc. On peut citer entre autres la programmation dynamique, le filtre de Kalman, les contours actifs, etc.

L'objectif de cette étude est de détecter les routes intactes et quantifier les dégâts dans un milieu urbain sinistré à partir des images de très haute résolution spatiale. La détection des routes en cas de crise majeure consiste à détecter les routes sinistrées, obstruées ou couvertes de débris des bâtiments ou autres. À notre connaissance, il y a eu très peu de recherches effectuées sur l'extraction et la quantification des dégâts sur les routes à la suite d'une catastrophe à partir des images multispectrales, couleurs et radars. Une grande majorité d'entre elles proviennent des images optiques panchromatiques ou aériennes. Il est vrai que la modélisation n'est pas la même, mais on relève plusieurs similitudes entre les travaux qui serviront de base pour notre système.

3.3.2 Problèmes rencontrés dans l'interprétation des images satellitaires

Différents types de références

Pour extraire une référence pour la validation des résultats à partir des images satellitaires, il faudrait disposer des outils pratiques d'observation de la Terre tels qu'une référence géoréférencée et possiblement d'une base topologique dont la précision est fonction des objectifs à atteindre. Il n'est toujours pas aisé de disposer d'une base topologique de certaines régions du globe terrestre en occurrence, comme c'est le cas de la plupart des pays du sud (pays en voie de développement ou sous-développés). Pourtant, les catastrophes peuvent survenir partout sur la surface terrestre. Contrairement aux pays sous-développés, les pays développés disposent des outils d'observation de la Terre avec un temps de réaction raisonnable face à un désastre majeur. Lors d'une catastrophe, il arrive le cas où la seule source d'information disponible est l'image après le désastre. Il faut disposer d'une référence afin de procéder d'une manière ou d'une autre à une comparaison. Le processus d'extraction manuelle d'une référence est envisagé, mais peut poser un problème de fiabilité à cause de la présence des artefacts et du degré de subjectivité du photointerprète, ce qui rend complexe l'opération d'extraction d'informa-

tion. Le niveau de subjectivité est plus grand avec les images de résolutions submétriques que les images de résolutions décamétriques (entre 10 et 100 mètres). Par contre, avec ses connaissances *a priori*, le niveau de subjectivité est considérablement atténué. La majeure partie des analyses se fait visuellement, mais pour une question opérationnelle (traitement de plusieurs images), il est souhaitable d'automatiser cette analyse d'images.

Il est difficile d'envisager l'utilisation des données de terrain provenant des relevés de terrain-GPS (*Global Position System*) ou des mesures *in situ* (mesure sur le terrain) pour diverses raisons pratiques et financières telles que les coûts liés aux opérations et accessibilité aux sites d'études. Les contraintes potentielles pour l'accessibilité aux zones sinistrées sont :

- l'autorisation administrative ;
- l'état des voies d'accès ;
- l'état de conflit ou de guerre ou de catastrophe.

En plus, l'utilisation des données de terrain comme référence présente certaines difficultés, car il faut mettre régulièrement à jour ces données-ci. Il est impossible de prétendre faire une mise à jour des images d'archives monotemporelles.

Quelle que soit la prouesse technologique, l'interprétation humaine demeure dans le décor. En effet, la possibilité d'utiliser l'interprétation humaine pour évaluer la performance des algorithmes d'extraction automatique d'information est salutaire. Cette évaluation est basée sur des critères qualitatifs :

- l'expérience ;
- la mesure de similarité pour l'indexation d'images ;
- la prise en compte du contexte ;
- l'affranchissement des occlusions (ombres portées, voitures, arbres, etc.) et des artefacts ;
- la forme des objets d'intérêt.

Malgré le volet subjectif, l'expert en traitement d'images effectue une évaluation et une interprétation adéquate des images satellitaires.

Évaluation qualitative versus quantitative

Malgré la diversité d'algorithmes développés pour l'extraction automatique de routes, il reste encore beaucoup à faire à cause de la présence du bruit ou des fausses alarmes. L'évaluation des résultats est primordiale pour tout système de traitement automatique *a fortiori* pour des méthodes d'extraction de routes à partir des images satellitaires où les images ont besoin de corrections et d'être recalées pour des mesures de fiabilité. Donc une évaluation des performances des algorithmes s'avère nécessaire et pertinente pour mieux appréhender cette problématique.

Cette évaluation peut amener à mesurer le degré de qualité des routes extraites. Dans la littérature, il existe deux approches pour apprécier cette qualité : l'approche qualitative et l'approche quantitative. L'approche qualitative est basée sur une comparaison visuelle des routes extraites en indiquant si le résultat est correct, incorrect ou à préciser. Cette comparaison est subjective et moins rigoureuse, car elle est intimement liée à l'expérience ou à la sensibilité de l'expert. Donc, une évaluation d'une même scène peut avoir des résultats différents. L'un des avantages est qu'elle est appliquée malgré l'absence d'une référence. Alors que la deuxième, l'approche quantitative a l'avantage d'être moins subjective et plus rigoureuse que la première. Cette dernière se base sur le calcul des métriques pour la quantification statistique de la qualité des routes extraites. La majeure partie des articles d'extraction de routes (Zheng *et al.* (2006), Unsalan & Sirmacek (2012), Maboudi *et al.* (2016), Zhao & You (2012), Shi *et al.* (2014)), utilisent une référence tracée manuellement sur l'image et qui est considérée comme une vérité de terrain. Très peu de discussions ont porté sur le choix et l'impact d'une référence sur la performance des algorithmes ou des résultats obtenus.

Alignement géométrique ou recalage

La superposition ou la mise en correspondance de deux images différentes pour des fins de comparaison ou encore la détection de changement entre elles, est rendue nécessaire. En effet, l'évaluation est à partir de l'image étudiée avec une référence. Les données issues des images à l'étude doivent être géométriquement alignées pour des fins de comparaison. Dans la littérature, plusieurs types de recalage sont identifiés : (1) recalage temporel (images prises

à différentes dates d'acquisition) (2) recalage de point de vue (différent angle de visée) (3) recalage multimodal (capteurs différents). Dans le cadre de la présente étude, deux cas se présentent : (1) détection de caractéristiques (2) mise en correspondance. Dans la littérature, Bitelli *et al.* (2004), Govindu *et al.* (1998), Parker *et al.* (1983), Roux (1996), et Zitová *et al.* (2002) ont proposé trois étapes successives, soit : détection des traits caractéristiques (intersection de lignes), mise en correspondance des deux images par des mesures de similarité (corrélation) et transformation et rééchantillonnage de l'image (plus proche voisin, fonctions bilinéaires, bicubiques ou les splines) (voir sous-section correction géométrique 2.2.3 dans le chapitre 2).

3.3.3 Détection de changement à partir des images satellitaires

Analyse monotemporelle et multitemporelle

L'objectif de cette thèse est de faciliter en automatisant la tâche des photointerprètes en vue de sauver des vies humaines lors des catastrophes majeures. La détection des états de dégradation des infrastructures essentielles s'inscrit dans le cadre global de la détection de changement. Plusieurs scénarii se présentent lorsque survient une crise de grande ampleur : (1) analyse d'images successives acquises après le désastre (multitemporelles) (2) analyse d'une seule image acquise après la catastrophe et (3) une image d'archive (utilisable) et d'une ou plusieurs images acquises après le désastre. Il peut arriver que l'on ne dispose pas d'images avant la catastrophe ou si on en dispose, sa date d'acquisition remonte à plusieurs mois voire des années avant la date de la catastrophe présente. Bien que l'analyse multitemporelle améliore la détection et la quantification des dégâts, le recalage géométrique des images constitue un problème majeur. Vu l'absence d'une seconde image, l'analyse monotemporelle est privée du problème de recalage géométrique et de la comparaison d'images en termes de variation climatique et de changement naturels et non pertinents. Par contre, avec l'analyse monotemporelle, l'appréciation du degré de gravité des dégâts est sous-estimée ou biaisée comparativement à une analyse multitemporelle (Saito *et al.* (2005)).

L'analyse de la détection de changement concerne les changements pertinents ou d'intérêt et non ceux dus aux activités humaines normales. Dans le cas des infrastructures routières, les changements pertinents peuvent être :

- Morphologiques (longueur/largeur) de la route ;
- Texturaux ou la présence de débris sur une route ;
- Absence d'ombre dans un milieu densément urbanisé implique l'effondrement des bâtiments avec les débris sur les routes ;
- Débris de bâtiments sur les routes ;
- Irrégularité géométrique (longueur et largeur) observée sur les routes avec son environnement immédiat.

Ces éléments sont autant d'indices de quantification de dégâts. Ces indices sont quelques informations nécessaires pour l'appréciation de la détection et le niveau de dégradation des routes après une catastrophe à partir d'une seule image. En effet, la détection et la quantification des dégâts à partir d'une seule image est réalisable grâce à l'utilisation d'indices caractérisant les dégâts. Rathje & Crawford (2003) ont réalisé une classification thématique à partir des images Quickbird avec un taux élevé (66%) de détection de dommages (Figure 3.4).

Les résultats de la classification diffèrent selon les méthodes d'analyse d'images utilisées.

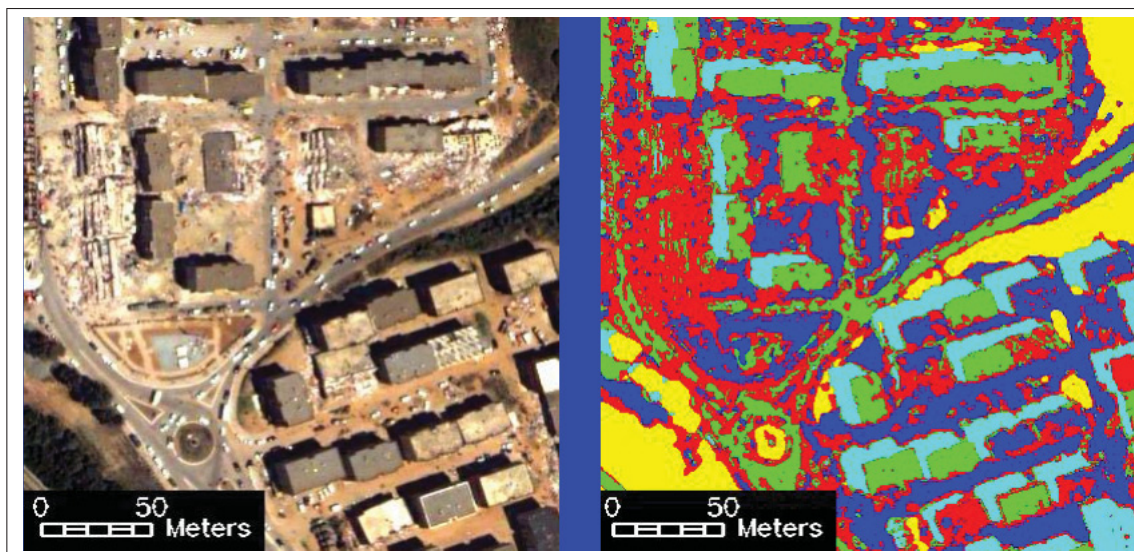


Figure 3.4 Image de référence et résultat de la classification thématique de 5 classes de l'image Quickbird post-séisme de la ville de Boumerdès-Algérie. **Rouge** = dégâts/débris, **Vert**= asphalté et toits intacts, **Bleu** = sol, **Jaune** = végétation, **Cyan** = ombres source : Rathje & Crawford (2003)

Approche pixellique versus approche orientée-objet

Les résultats de l'analyse d'images sont fonction du pixel ou du groupe de pixels et également de la disponibilité des images avant et après la catastrophe pour une analyse. Les différentes approches pixelliques ou orientées-objet sont employées dans les situations ci-dessous en fonction des objectifs visés. Les méthodes de détection de changements largement utilisées dans la littérature sont :

- **la différence** entre 2 images où l'on soustrait la valeur des pixels homogènes sur chacune des images, très sensible au bruit. Bitelli *et al.* (2004) ont procédé à la détection de dégâts en utilisant le calcul de différence d'images Quickbird lors du séisme de Boumerdès. Ils ont constaté que sans un recalage précis, la méthode pixellique n'est pas facile. Lorsque la méthode de différence est appliquée aux images multispectrales ou hyperspectrales (plusieurs bandes), la différence d'images équivaut à **l'analyse de vecteurs de changement** où chaque pixel est représenté par un vecteur dont les coordonnées sont les mêmes que ce pixel dans chacune des bandes respectives des images composées (Bovolo & Bruzzone (2007)).

$$C = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_{bandes}} (B_{i1} - B_{i2})^2} \quad (3.1)$$

Rau *et al.* (2005) sont parvenus à trouver des résultats prometteurs sur des images SPOT-4 pour la détection de dégâts à la suite d'un typhon dans une des réserves de Taiwan. Bruzzone & Cossu (2003) proposent d'utiliser la méthode de l'analyse de vecteur de changement sur des images Landsat-5 pour détecter les dégâts sur le couvert végétal causés par un feu de forêt en se basant sur les canaux 4 et 7 des images ;

- **le rapport des bandes**, qui est une division des valeurs des pixels homogènes, est construit à partir des bandes rouge et proche infra rouge. Cet indice de végétation met l'accent sur la différence entre ces deux bandes (*NDVI indice de végétation par différence normalisée*, $NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$). Les auteurs (André *et al.* (2001)) ont employé des indices et des ratios sur des images SOPT-5 pour mettre en relief la différence de radiométrie concernant les ombres portées entre les images post-crise et les images de référence. Dans Sart *et al.* (2003), un indice de ratio normalisé a été utilisé sur des images SOPT-4 lors du séisme au Salvador. Les auteurs préconisent l'usage de la texture plutôt que les indices, car la plupart des dégâts n'ont pas été détectés
- **la mesure de similarité**, soit une méthode où la recherche se fait avec un groupe de pixels à l'aide d'une fenêtre glissante, donc peu sensible au bruit ;
- **l'analyse de texture** qui renseigne sur la variation spatiale de tons de gris dans l'image avec un pouvoir discriminant des paramètres de textures rend cette approche peu sensible au bruit ;
- **la classification basée sur le pixel** qui est vue comme une différence entre l'image avant et après la catastrophe où le changement de brillance est identifié par un seuil spécifié par l'opérateur. Ayant constaté que sans un recalage précis, la méthode pixel à pixel n'est pas assez stable. Alors les auteurs (Bitelli *et al.* (2004)) ont employé le classificateur non supervisé ISODATA pour identifier les classes représentant les dommages, après avoir utilisé le calcul de différence d'images Quickbird lors du séisme de Boumerdès pour la détection de dégâts ;

- **la classification orientée-objet** qui est basée sur la segmentation des objets (groupement de pixels) et qui améliore la discrimination des classes lors de la classification (Gusella *et al.* (2005)), donc peu sensible au bruit.

3.3.4 Évaluation et quantification des routes endommagées

Évaluation des dommages

La détection des dégâts entre deux images temporelles (avant/après la catastrophe) peut se résumer en une approche de détection de changements pertinents opposés aux changements naturels non provoqués par une catastrophe. Ainsi le problème de détection de dégâts serait ramené à un problème de discrimination parmi les changements pertinents observables provoqués par une catastrophe entre deux images temporelles. Certaines caractéristiques ou descripteurs permettant d'identifier les dégâts observables sont entre autres la signature ou l'information spectrale de la route, l'information spatiale (texture) et l'information géométrique dite morphologie de la route. Une fois ces descripteurs ou ces indices de changements extraits, l'on peut passer à la classification pour l'évaluation quantitative de chacune des routes détruites ou non praticables selon une échelle de dégât de référence.

Quantification des dommages

La quantification des dégâts est rendue nécessaire pour plusieurs raisons. Les secouristes et les ONG internationales ont besoin de se localiser et de repérer les zones sinistrées ainsi que les points d'eau, les hôpitaux de campagne et les voies d'accès. La plupart des secouristes ne sont pas natifs de la ville sinistrée. Les autorités municipales (qui sont les premiers sur la ligne de front) et le gouvernement ont besoin de savoir l'état des infrastructures opérationnelles ou pas, et leur nombre pour non seulement rassurer leur population, mais également pour mieux appréhender leurs besoins pressants dans pareille circonstance. Cette préoccupation des autorités est primordiale d'une part, pour circonscrire le fléau, et d'autre part, à titre préventif, de comprendre et repérer les zones vulnérables afin de prendre des décisions éclairées dans le futur. Aussi les compagnies d'assurance ont grandement besoin de ces informations quantitatives

pour le dédommagement des sinistrés et leurs familles respectives, et la localisation des zones à risque pour l'occupation des zones par leurs potentiels clients.

Il est nécessaire de disposer d'outils appropriés et de données images afin de quantifier les dégâts. La résolution spatiale des images est capitale pour déterminer avec précision la cartographie des dégâts. Une faible résolution donnera une description grossière de la situation et ne permettra pas une description détaillée des dégâts sur les infrastructures essentielles. Il est rendu possible de discriminer les changements dus aux catastrophes, à des changements naturels ou occasionnés par des activités humaines.

Échelles de quantification des dommages

Il existe dans la littérature plusieurs échelles de mesure de l'intensité pour l'évaluation des catastrophes telles que MCS (*Mercalli-Cancani-Sieberg*), MSK (*Medvedev-Sponheuer-Karnik*), EMS (*Échelle Macrosismique Européenne*). Il est difficile d'établir une échelle unique de comparaison à cause de la variabilité des images, de la nature et la puissance des catastrophes survenues. La quantification est donc fonction de la nature du désastre, des données images et surtout de leur résolution spatiale respective. Avec les images à très hautes résolutions spatiales, on arrive à discriminer plusieurs occupations du sol et ainsi apprécier les différents degrés de destruction des infrastructures essentielles et leur état. En fonction des objectifs de la mission et des données images disponibles, deux ou plusieurs niveaux des dégâts apparaissent :

- détruit ou pas détruit (intact) ;
- brûlé ou pas brûlé pour les feux de forêt ;
- inondé, intact ou humide pour les inondations ;
- intact, partiel, moyen, important, total pour les infrastructures (routes, ponts) (Figure 3.5).

Certains auteurs Wang *et al.* (2015a), Bitelli *et al.* (2004) et Li *et al.* (2010a) proposent plusieurs degrés de dégâts pour l'évaluation des dommages observés (Figure 3.6a). Par contre, d'autres (Samadzadegan & Zarrinpanjeh (2008) ; Haghighattalab *et al.* (2010), Rastiveis *et al.* (2015) et Taskin K. *et al.* (2011)) se focalisent sur une décision binaire c'est-à-dire dommage ou non dommage. La Figure 3.6b) montre les dommages observées sur une image après une

catastrophe et la détection de ces dommages après une classification binaire. Après la catastrophe, on observe des routes partiellement occultées par des artéfacts.

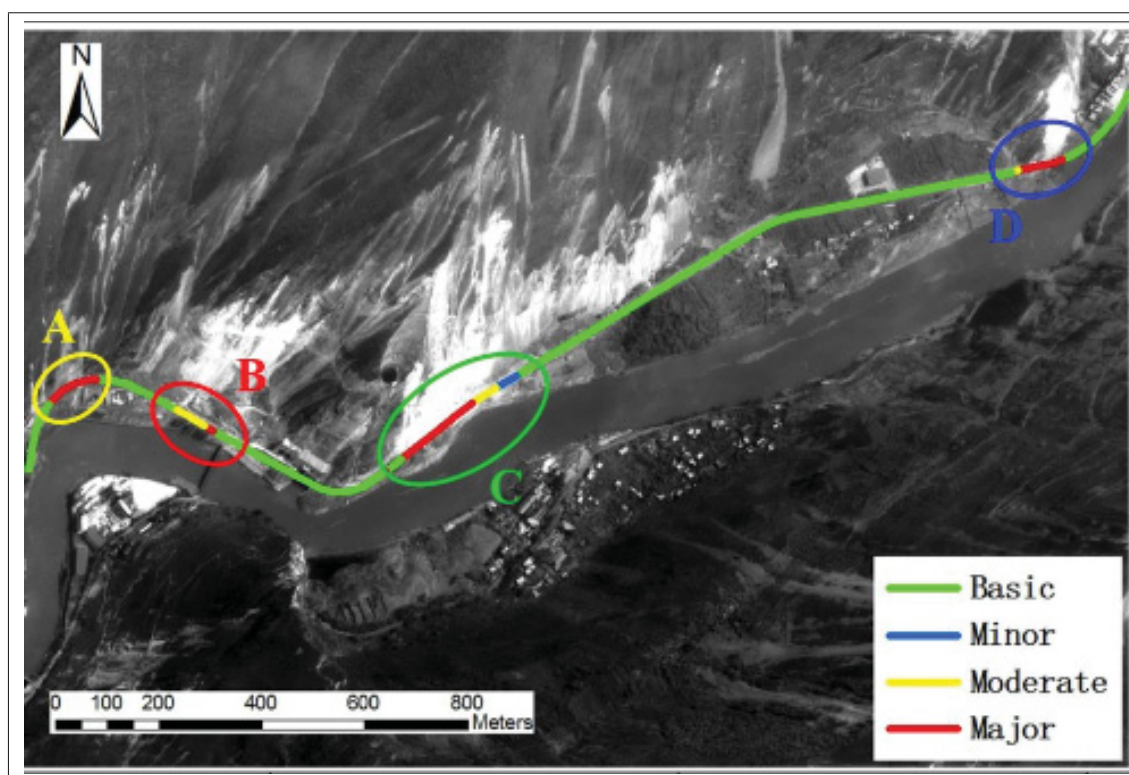


Figure 3.5 Résultats de l'identification des degrés de dommages. Les différents niveaux de dégâts sur les segments de route en vert, bleu, jaune et rouge montrent respectivement la graduation des dommages selon 4 niveaux : intact, mineur, modéré, important [Image tirée de Wang *et al.* (2015a)]

Ces approches adoptées sont fonction des objectifs de la mission, de l'angle de visée, de la résolution spatiale de l'image et du type d'images disponibles, etc. La plupart des évaluations binaires sont basées sur la classification orientée pixel ou orientée-objet. À l'opposé, les évaluations avec plusieurs degrés de dégâts sont basées sur des approches nécessitant l'apport des indicateurs de dégâts tels que le ratio entre la largeur de dommage sur une route et la largeur totale de la route ; le ratio de la longueur de dommage sur la longueur totale du segment de route, le ratio de la surface de dommage sur la surface de route considérée ; etc.

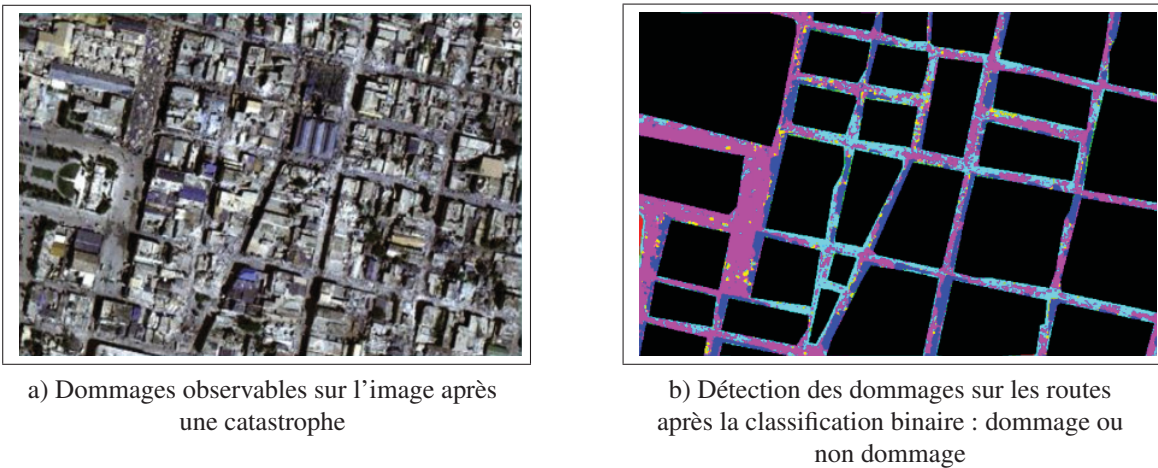


Figure 3.6 Route partiellement occultée par des artefacts [Images tirées de Rastiveis *et al.* (2015)]

Méthodes de détection de routes et de leurs dommages

La section des méthodes de détection de routes et de leurs dommages sera structurée comme suit (Tableau 3.2) : En premier lieu les travaux sur l'extraction linéaire avec les lignes et contours et les données auxiliaires seront abordés. La seconde partie sera réservée à l'extraction surfacique. La troisième sera concentrée sur l'évaluation et la quantification des dégâts sur les images en cas de crises majeures. Une conclusion sur les causes de leurs échecs respectifs et les voies prometteuses pour une optimisation des méthodes de détection de routes vont clôturer cette section.

Tableau 3.2 Vue d'ensemble d'algorithmes d'extraction de routes (intactes ou détruites)

1. Linéaires	Lignes et contours	Détecteurs de lignes	-Morphologie mathématique, (Serendero (2011)) -Convolution spectrale, (Fischler <i>et al.</i> (1981)) -Réseaux de neurones, (Fiset <i>et al.</i> (1998)) -Banc de filtres, (Poli & Valli (1996))
		Algorithmes de Suivi	-Filtre de Kalman, (Vosselman G. (1995)) -Suivi homogénéité directionnelle, (Aïrault & Jamet (1995)) -Programmation dynamique Grün & Li (1995) -Coopération d'algorithmes (McKeown Jr & Denlinger (1988)) -Transformée de Hough, (Hemiari <i>et al.</i> (2004))
	Apport de données auxiliaires	-Apport de données cartographiques, (Pierrot-Deseilligny <i>et al.</i> (1993)) -Guidé par une base de données, (Zhang & Couloigner (2004)) -Système d'interprétation, (Ruskoné (1996))	
2.Surfaciques	- Multirésolution, (Baumgartner <i>et al.</i> (1999)) - Contours actifs, (Laptev <i>et al.</i> (2000)) - Angle spectral, (Christophe & Inglada (2007)) - Filtre kalman étendu, (Movaghati <i>et al.</i> (2008)) - Filtres particuliers, (Perez <i>et al.</i> (2001)) - SVM et OCSVM-LBP, (Zheng <i>et al.</i> (2006)) - Apprentissage profond, (Mnih & Hinton (2010)) - AdaBoost-LBP (Cord & Chambon (2012))		
3.Routes endommagées	- Détection de changement et classification : OCSVM-Bassin versant, (Li <i>et al.</i> (2011)) - Évaluation et quantification des dommages : SVM-OCSVM-Logique floue-LBP, (Haghi-ghattalab <i>et al.</i> (2010)) - Détection routes détruites : AMR-SIG, (Wang <i>et al.</i> (2011))		

3.4 État de l'art sur l'extraction des routes linéaires

3.4.1 Algorithme de détection de lignes et de contours

En général, l'extraction des lignes consiste à rechercher à travers l'image tous les pixels ou zones présentant les mêmes caractéristiques ou des similarités radiométriques avec la route. Ces algorithmes sont inscrits souvent dans la catégorie des méthodes de bas et moyen niveau, car ils peuvent servir de technique de prétraitement ou être couplés avec d'autres algorithmes plus poussés pour l'extraction des zones ayant une probabilité plus ou moins élevée d'appartenir à des pixels-routes.

Morphologie mathématique

Appliquée sur une image binaire, elle se définit comme une technique qui consiste à filtrer ou scinder les objets pour une meilleure représentation de ceux-ci. L'approche est fondée sur la théorie des ensembles, qui par le biais d'un élément structurant et un certain nombre d'opérations mathématiques, arrive à analyser les objets dans l'image.

Serendero (2011) utilise à partir des images SPOT/panchromatiques des outils de la morphologie mathématique pour extraire les contours des routes. Il utilise l'opérateur de Chapeau-Haut-de-Forme et par la suite un seuillage pour obtenir une image binaire. Cette transformation permet la détection des pics d'intensité de l'image. L'extraction est dépendante de la largeur et de la longueur des sommets à conserver. Les chaînes de petite longueur sont éliminées. La précision de l'identification des routes sur les images test sont respectivement de 91% et 92% même si la technique reste très sensible au bruit.

Shi & Zhu (2002) appliquent un seuillage binaire pour simplifier la détection. Ils s'imposent des critères (longueur, parallélisme, proximité) pour détecter les segments de routes parallèles entre autres. Toutes les directions sont explorées trois fois (3 x 180 directions). À l'aide des outils de morphologie mathématique (squelettisation et fermeture), ils arrivent à obtenir un réseau linéaire.

Convolution spectrale

Le principal opérateur de recherche de route, *Duda Road Operator* proposé par Fischler *et al.* (1981), a pour but d'extraire les éléments linéaires de largeur inférieure à 3 pixels à partir des images composées de quatre masques et des structures linéaires de 3 pixels de long avec les pixels voisins associés aux quatre directions possibles¹. Une illustration est présentée par les Tableaux 3.3 et 3.4 avec les symboles (—) et (//) représentant les bords de la route.

Tableau 3.3 Masque horizontal

	b_1	b_2	b_3	
—	—	—	—	—
	a_1	a_2	a_3	
—	—	—	—	—
	c_1	c_2	c_3	

Huber & Lang (2001) améliorent l'opérateur de Duda en portant un correctif aux masques et une fonction de score afin de l'adapter aux images radar. En effet, les pixels du masque sont remplacés par des sous-blocs. Un pixel de l'image reçoit un score élevé aussitôt que le centre du masque est uniforme et que les pixels voisins sont contrastés. Les résultats sont des pixels candidats de route. Pour terminer, ils emploient la technique du contour actif pour maximiser la recherche de la route.

1. Pour l'ensemble des 4 directions possibles, deux fonctions sont définies $G(u)$ et $F(u)$: la fonction d'uniformité de la luminosité $G(u)$ qui tient compte des valeurs (a_1, a_2, a_3) d'une route potentielle d'une part et d'autre part la fonction $F(u)$ de contraste définie entre cette route potentielle et les zones adjacentes dont les valeurs de pixels sont respectivement (b_1, b_2, b_3) et (c_1, c_2, c_3) . Un écart de 1 pixel entre la route et les régions adjacentes doit être respecté pour éviter de pénaliser les petites variations de largeur.

Tableau 3.4 Masque diagonal droit

b_2	b_3		//	
b_1		//	a_3	//
	//	a_2	//	
//	a_1	//		c_3
	//		c_1	c_2

Pour extraire les réseaux quadrangulaires d'une image Ikonos, Haverkamp (2002) utilise plusieurs sources d'informations. Un masque de végétation (indice de végétation NDVI)² pour éliminer les pixels au-dessus d'un certain seuil. La deuxième étape consiste à présenter une homogénéité directionnelle de texture sur au moins deux directions. Si un pixel satisfait à cette condition, il est retenu comme pixel route. Il obtient de bons résultats (82,9%) en absence d'artéfacts.

2. Le NDVI est un indicateur de la santé de la forêt ou des « intensités de vert » de la forêt. La dégradation de la forêt est proportionnelle à l'intensité du vert.

Réseaux de neurones

Les neurones artificiels s'inspirent du fonctionnement des neurones biologiques. L'information d'entrée est envoyée vers le neurone selon ses poids d'entrée. Un neurone peut recevoir un nombre variable d'entrées. Chaque entrée est associée à un poids qui représente l'intensité de la connexion entre ces deux neurones. Le neurone fait la somme pondérée des signaux qu'il reçoit à l'entrée, puis transforme le résultat en signal de sortie par l'application d'une fonction qu'on appelle fonction d'activation. Le résultat est comparé avec un certain seuil par la fonction d'activation du neurone. Si cette valeur l'excède, alors le neurone est activé, dans le cas contraire il est inhibé. S'il est activé, le neurone envoie un signal de sortie qui est pondéré par les poids d'entrée de tous les neurones qui lui sont directement connectés et ainsi le processus se répète (Figure 3.7). Ce modèle de neurone est basé sur le modèle de neurone formel Hayman (1999) et ne permet d'entraîner qu'une seule couche de neurones, soit la couche de sortie. L'entraînement ou l'apprentissage consiste simplement à déterminer la valeur des poids de connexion, que l'apprentissage peut être supervisé, en ajoutant pour chaque neurone la valeur désirée de sortie pour un signal d'entrée donné, ou peut être non-supervisé, basé cette fois sur les regroupements similaires des entrées.

Pour bon nombre de chercheurs, l'extraction de routes sur une image satellitaire est vue comme un problème de classification en deux classes thématiques : la classe *routes* et la classe *non-routes* (Bhattacharya & Parui (1997)). En effet, Bhattacharya & Parui (1997) ont développé une méthode de classification par un réseau de neurones différent qui utilise plusieurs couches, le perceptron multicouche (PMC). Le PMC est un réseau de neurones à apprentissage supervisé où l'opérateur a une connaissance *a priori* des classes à déterminer. Le PMC *apprend* par l'exemple. Les poids des neurones sont ajustés au passage de l'erreur propagée de la couche de sortie vers la couche d'entrée. L'entrée du réseau est une fenêtre de $n \times n$ pixels. La taille de la fenêtre joue un rôle capital dans l'apprentissage du PMC. En effet, Heermann & Khazenien (1992) ont présenté les données au réseau sous forme binaire (route et non-route). Les auteurs disposent de trois jeux de données [64x64 pixels, 40x40 pixels, 2048x2048 pixels] respectivement avec 3, 2 et 8 bandes. Ils utilisent 24 neurones à l'entrée pour chaque pixel. Pour

l'entraînement, les auteurs emploient la combinaison 24/24/3 [24 entrées, 24 couches cachées, 3 sorties] et 24/24/5 [24 entrées, 24 couches cachées, 5 sorties] respectivement pour une fenêtre de 3x3 et 5x5. Cette méthode a l'avantage d'apporter des informations supplémentaires comme la texture durant la phase d'apprentissage. Des sources supplémentaires de données peuvent augmenter considérablement le temps de calcul sans toutefois assurer une amélioration sur la qualité ou la précision de la classification (Paola & Schowengerdt (1995)). Les simulations ont été faites sur deux types d'images l'IRS (*Indian Remote Sensing*)-panchromatique et une image SPOT respectivement avec des fenêtres de 3x3 et 5x5 pixels. Les conclusions des auteurs montrent que le réseau développé (texture et couches cachées) a réussi à extraire les routes des images avec un taux de succès supérieur à 80%.

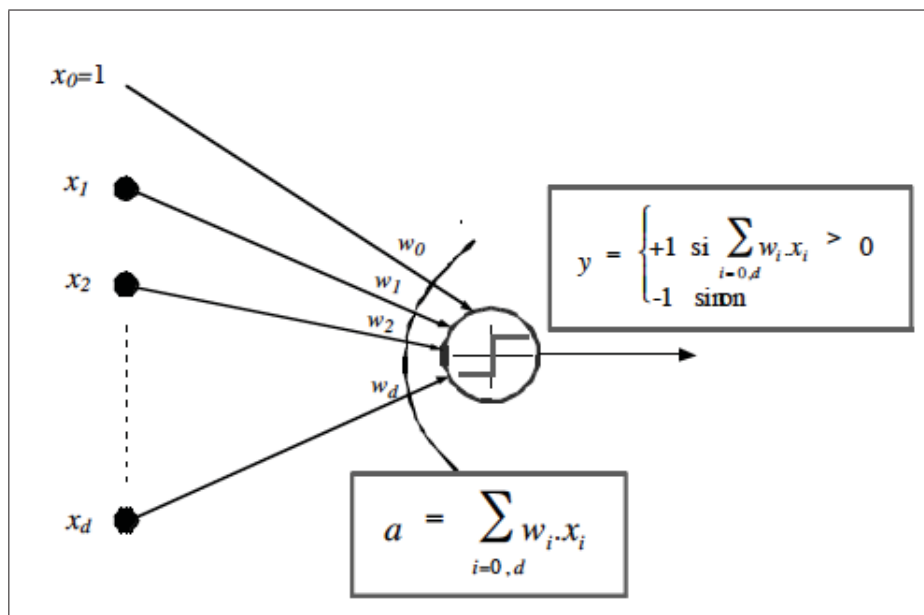


Figure 3.7 Fonctionnalité d'un neurone formel de Hayman (1999)

Le PMC a également été utilisé par Fiset *et al.* (1998) pour optimiser les performances d'une méthode existante de mise à jour du réseau routier à partir d'une image satellitaire et des données cartographiques numériques. La première méthode existante qui a été également développée au Laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal par Maillard & Cavayas (1989) se résume en deux étapes principales. La première consiste à comparer la carte exis-

tante avec une image panchromatique plus récente de SPOT d'un même site afin d'extraire les anciennes routes en associant les routes identiques de la carte à celles de l'image. La structure du PMC est la suivante : 25/75/1 [25x25 patrons en entrée, 75 neurones cachés et 1 pour la sortie] Dans la deuxième phase, les routes extraites serviront de point de départ à la recherche des nouvelles routes de l'image en se basant sur le fait que ces nouvelles routes sont connectées au réseau existant. Bien que les résultats soient satisfaisants selon Fiset (1995), on constate des insuffisances dans l'extraction des routes dans le milieu urbain. Néanmoins, cette déficience a été comblée par Fiset *et al.* (1998) en optimisant les paramètres du PMC.

Les cartes auto-organisatrices SORM (Self-Organising Road Maps) de Kohonen (1990) qui préservent les informations topologiques de la route ont inspiré Doucette *et al.* (2001) qui proposent d'extraire l'axe central de la route sur une image hyperspectrale de résolution spatiale inférieure à 2 mètres. La classification est semi-automatique et est supervisée par un opérateur qui joue avec quelques paramètres de seuil à fixer. Il emploie l'algorithme *k-moyen* sur les pixels étiquetés *routes*. Ensuite, les centres sont optimisés par un autre algorithme de façon à préserver l'information topologique et une localisation précise de l'axe central. L'algorithme présente des limites face à des objets dont la radiométrie est similaire à celle des routes (toits des bâtiments, terrains de stationnement).

Banc de filtres et graphes

Les méthodes basées sur les bancs de filtres permettent une analyse multirésolution avec l'avantage de détecter plusieurs largeurs variables de lignes à partir des réseaux présentant une grande variabilité de largeur de routes. On peut définir un graphe G par le couple (X, E) , où X est l'ensemble des sommets et E l'ensemble des arcs reliant ces derniers. L'ordre n du graphe est le nombre de noeuds et sa taille m , le nombre d'arcs. Les méthodes de recherche dans les graphes ou la recherche de la frontière (ou contour d'un objet) sont vues comme la recherche d'un chemin optimal dans un graphe, reliant un état de départ à un état d'arrivée.

Pour segmenter et décrire localement les structures linéaires en 2-D et 3-D, Koller *et al.* (1995) utilisent une combinaison non linéaire de filtres linéaires. Leur technique de banc de filtres

permet de détecter les structures allongées et symétriques tout en supprimant la réponse des contours simples. Un maximum aigu est obtenu tout au long du profil des structures linéaires et à travers le changement d'échelle. La réponse finale ne dépend pas de la largeur. Cette méthode de filtrage n'exige pas de paramétrisation et fournit une description locale du contraste, de la largeur et de l'orientation de la ligne en passant par la position au-delà de la ligne centrale. Un des avantages de leur algorithme est qu'il est générique et peut s'adapter à la détection des routes sur une image aérienne et à la segmentation de vaisseaux sanguins cérébraux à partir des données volumiques obtenues par résonance magnétique (IRM). Malgré les avantages cités, cette approche de détection de contours directionnels est gourmande en temps.

Turetken *et al.* (2013) proposent une approche de graphes pour la délimitation des structures linéaires complexes et des réseaux en boucles. Ils utilisent différents types de bases de données d'images en 2D et 3D (aériennes, médicales) contenant des routes, des vaisseaux sanguins, des neurones du cerveau pour valider la robustesse de leur algorithme. La méthode de la formulation de la programmation entière est basée sur la recherche du maximum global de la fonction objective qui pénalise les junctions aléatoires et les terminaisons précoces lors du processus de détection. Les auteurs (Chai *et al.* (2013), Péchaud *et al.* (2009)) emploient d'autres techniques similaires pour extraction et faire la jonction des structures linéaires telles que les réseaux de routes et vaisseaux sanguins à partir des images satellitaires et médicales.

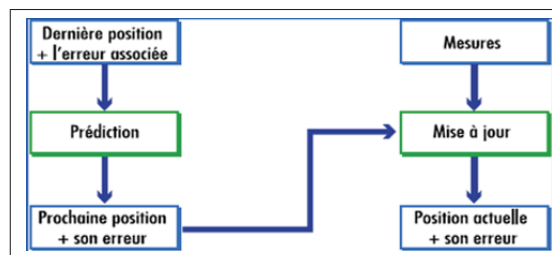
Le Tableau 3.5 résume les méthodes d'extraction de lignes et de contours.

Tableau 3.5 Résumé des méthodes d'extraction de lignes et contours

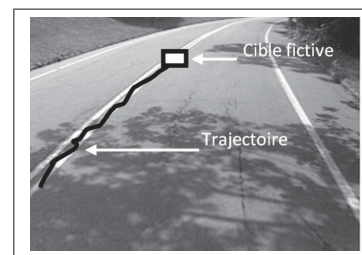
Références	Images	Contexte	Approches
Serendero (2011)	Spot/Pan-(HRS)	Milieu rural	Morphologie mathématique Chapeau-Haut-de-Forme
Shi & Zhu (2002)	Aérienne	Milieu rural	Morphologie mathématique
Fischler <i>et al.</i> (1981)	Images satellites Moy. Résolution	Rural	Convolution spectrale Duda Road Operator
Haverkamp (2002)	Ikonos-(HRS)	Urbain	Homogénéité direct.+NDVI
Fiset <i>et al.</i> (1998)	Spot/Pan-(HRS)	Urbain	Réseaux neurones
Turetken <i>et al.</i> (2013)	Aérienne Médicales	Urbain Vaisseau	Banc de filtres + AMR

3.4.2 Algorithmes de suivi de lignes

Les méthodes *de suivi de lignes* consistent à suivre une trajectoire de la route en comparant ses caractéristiques avec un modèle théorique (soit par corrélation des profils radiométriques de la route ou en se référant aux bords parallèles de la route). Le problème de suivi est vu comme un problème de filtrage. Soit un véhicule en mouvement avec une vitesse constante décrivant une trajectoire dans l'espace d'états et des observations passées. Le filtrage correspond à un processus d'estimation de l'état courant sachant son passé et les observations courantes. Pour le filtrage de Kalman classique (Kalman (1960)), le processus se subdivise en deux parties : la prédiction et la mise à jour ou la correction (Figure 3.8a). La prédiction de la future position est basée sur la connaissance a priori de la position précédente. Une erreur existe entre ces deux positions. La seconde étape est la correction du résultat ajoutée à la mesure connue. La recherche s'effectue de façon incrémentale : on part d'une position et on construit, étape par étape, la trajectoire d'un point parcourant le réseau. Les méthodes de suivi de route nécessitent une bonne modélisation du système, une bonne initialisation des paramètres de départ (point de départ et une orientation de la route). L'opérateur peut fournir ces amorces dès le départ ou appliquer un algorithme de détection de contours en amont. Un exemple d'application est illustré par la Figure 3.8b.



a) Schéma théorique du processus d'estimation du filtre de Kalman



b) Dommages observables sur l'image après catastrophe

Figure 3.8 Illustration de la poursuite d'une route par le filtre de Kalman

Filtre de Kalman

Veran (1993) utilise trois images et des données auxiliaires sur les carrefours. Une image originale SPOT/panchromatique, une image de contours extraits par le détecteur de Deriche (1987) et une image des directions du gradient sont utilisées comme données en entrées. Contrairement à la plupart des auteurs, Veran se base sur les bords des routes, supposés être plus constants et stables (parallélisme des bords de la route) que le profil radiométrique (information radiométrique qui peut être influencée par du bruit) pour le guidage de la route. Les informations relatives (position et topologie) aux carrefours servent à rendre plus robuste le suivi de route. Il définit certains critères pour les sorties hasardeuses de la route (hors de la trajectoire de la route). Les aspects de courbure ne sont pas traités. Il obtient des résultats concluants à cause des données externes (information sur le nombre de carrefours, la largeur des carrefours, etc.). Il n'est pas toujours aisé de disposer d'une base de données complète sur le nombre de carrefours, leur largeur, etc. pour l'optimisation des résultats.

Vosselman G. (1995) présente un nouvel algorithme de suivi basé sur la correspondance de profils par la méthode des moindres carrés et le filtre de Kalman. Se basant sur le fait qu'il peut passer une infinité de courbes entre deux points, il suggère de prendre une moyenne des différents segments de route pour en faire un profil de route. Les paramètres initiaux (les positions et les formes) sont utilisés par l'auteur pour estimer la position du premier profil de route afin d'indiquer le segment de route. Ce profil trouvé est adapté au profil de référence. Un décalage est produit et sera utilisé par le filtre de Kalman pour les mises à jour des paramètres. Dans les itérations suivantes, il utilise la position du prochain profil prédit pour l'adapter au profil de référence et les paramètres de la route sont mis à jour et ce, jusqu'au critère d'arrêt. Les résultats sont concluants sauf qu'on observe des fortes variances dues à l'extrapolation et au bruit additionnel du système. L'algorithme développé reste très sensible dans le cas de petites distances entre les profils (un pixel) qui font réagir violemment le filtre de Kalman à toutes les petites perturbations. La faiblesse de leur approche est due au fait que l'estimation demeure principalement basée sur la prédiction. Donc un changement de courbure de la route provoque une sortie du suivi de route.

Transformée de Hough ou de Radon

Le principe de cette méthode est de convertir l'ensemble de l'image dans un nouvel espace mathématique orthogonal (*espace de la transformée*) et d'extraire des lignes à partir de leurs formes transformées dans ce second espace (Hough (1962)). Le tenseur métrique³ de la transformation est déterminé de telle sorte que chaque ligne présente dans l'espace de l'image soit projetée en un seul point ou à un faisceau de formes dans ce nouvel espace image de la transformée de Hough. Un point dans l'espace des coordonnées polaires (θ, ρ) correspond à une droite. Réciproquement, différents points appartenant à la même forme dans l'espace image forment un faisceau de courbes dans l'espace des paramètres en convergeant vers un seul point (à droite de la figure décrite ci après) qui détermine la forme correspondante (Figure 3.9 et Figure 3.10). La dimension de ce futur espace est déterminée par le nombre de paramètres et le degré de la fonction représentant la forme à détecter. En somme, la transformée de Hough est un outil classique de l'analyse d'images qui permet de détecter la présence de courbes ayant une forme paramétrique (droite, conique...) par une projection dans un nouvel espace. La transformée de Hough qui est un dérivé de la transformée de Radon présente trois principales contraintes pour la détection des lignes du réseau routier selon Hemiari *et al.* (2004). (1) difficulté à détecter des lignes de petites longueurs relativement aux dimensions de l'image (2) présence de faux maxima (qui ne représentent pas des lignes) dans l'espace des paramètres (3) échec au niveau des courbures prononcées, et cela ne fait qu'augmenter considérablement l'erreur d'omission dans l'image finale (Califano & Bolle (1992)). Par contre, elle a l'avantage d'obtenir une grande précision géométrique des routes extraites et elle prend en compte la globalité de l'image. Hemiari *et al.* (2004) proposent une nouvelle méthode d'extraction de routes (appelée multicouche tridimensionnelle) dans les images satellitaires en s'appuyant sur le concept de la transformée de Radon. Leur technique élimine simultanément les trois restrictions liées à la transformée de Radon pour l'extraction de lignes, d'une part, et, d'autre part, enregistre dans une base de données toutes les informations issues de la transformée de Radon. L'extraction des lignes est produite par l'analyse de cette base de données. Son approche

3. Le tenseur métrique est un tenseur d'ordre 2 (forme bilinéaire) qui est utilisé pour la mesure des distances et des angles, il peut se présenter sous la forme d'une matrice

permet une extraction de lignes et de courbes variées dans un contexte fortement bruité. Ils obtiennent 84% de réussite de détection de routes.

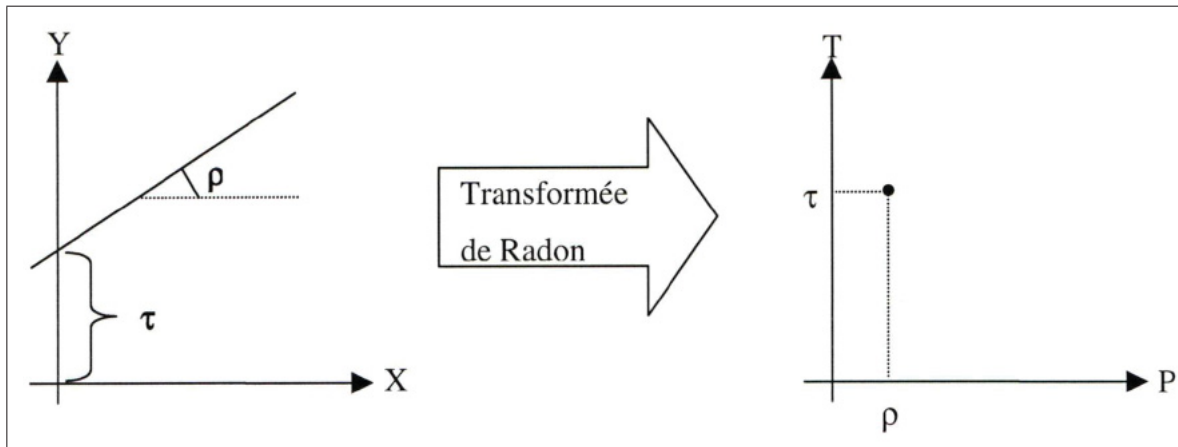


Figure 3.9 Projection d'une droite ($y = \rho x + \tau$) dans l'espace des paramètres

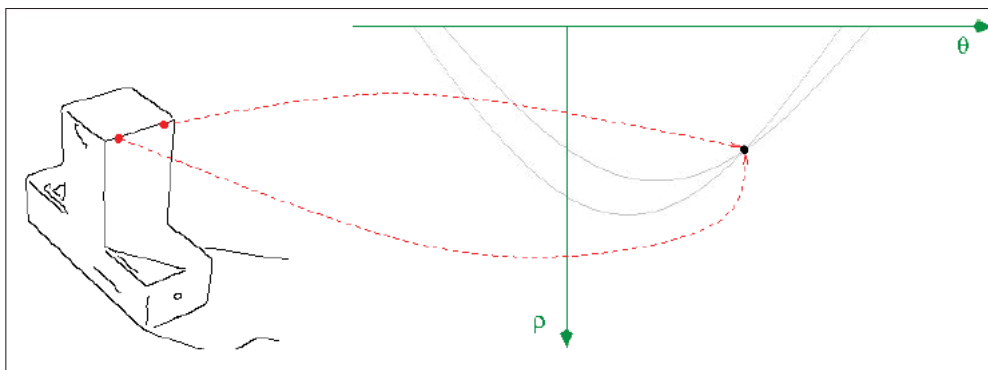


Figure 3.10 Transformée de Hough : exemple de projection d'un contour

Suivi par homogénéité directionnelle

En considérant la route comme une surface homogène sans discontinuité apparente, Airault & Jamet (1995) proposent d'effectuer un suivi de route basé sur des critères d'homogénéité dans une direction donnée. Ils calculent les variances sur des voisinages rectangulaires de longueur importante (direction longitudinale de la route) et affectent à chaque pixel le minimum des variances rencontrées sur l'ensemble des directions. À partir d'un point d'amorce, un arbre de chemins possibles est ainsi généré et l'algorithme recherche le meilleur chemin grâce à une fonction de coût proportionnelle à la variance de l'image calculée dans les différentes directions de propagation possibles. Ainsi, de longs segments sont trouvés. Un graphe de routes topologiquement correct est extrait avec une précision géométrique imparfaite. Ensuite, la méthode de contours actifs permet d'optimiser l'extraction du suivi de route. L'inconvénient majeur est que la recherche du meilleur chemin peut être déroutée par de nombreuses occlusions (voitures, arbres, mauvais état de la route, nids de poules, etc.).

Coopération des algorithmes

Le principe consiste à utiliser plusieurs algorithmes de suivi de routes appliqués sur une même route. Le module permet de suspendre la progression du suivi de route en cas d'échec et de le relancer à partir d'un modèle de route trouvé par un autre algorithme, c'est-à-dire, seul le meilleur résultat est conservé.

McKeown Jr & Denlinger (1988) utilisent cette approche pour le suivi d'une route à partir d'une image aéroportée de 1 à 3,5 mètres de résolution spatiale. Pour le guidage des algorithmes, l'un se base sur la corrélation de profils et l'autre sur le suivi des bords de route. Pour la corrélation de profils, les auteurs utilisent un pixel route, une direction, la largeur de la route courante et un profil de référence de la route. Si la correspondance entre les deux profils n'est pas exacte, on change de direction, mais à partir du même point de départ jusqu'à trouver une meilleure correspondance appropriée. Le suivi des bords relie les pixels route ayant une forte similarité et une bonne direction du gradient avec la route choisie.

Programmation dynamique

De nombreux travaux de recherche de réseaux linéaires reposent sur la programmation dynamique afin d'optimiser une fonction de coût dans un graphe, ce qui revient à la recherche d'un chemin optimal dans un graphe. Cette technique a été introduite par Bellman (1957) pour résoudre un problème global en sous-étapes. Ce même outil est ainsi utilisé pour la recherche de chemins optimaux dans les graphes à partir des images aériennes (Roux (1992) ; Fischler *et al.* (1981)).

Fischler *et al.* (1981) utilisent cette technique d'optimisation pour la détection précise des routes et des structures linéaires à partir des images satellitaires dans une zone rurale. Dans un premier temps, les auteurs proposent de combiner l'information locale de plusieurs opérateurs de détection de lignes afin d'établir un masque permettant de restreindre la recherche et ainsi fournir, par la suite, plusieurs cartes de coût positif qui minimiseraient le tracé de la courbure de la route. L'algorithme de programmation dynamique proposé est ensuite appliqué sur chacune des cartes générées, en fournissant alors plusieurs chemins optimaux. Finalement, le chemin de coût minimal est sélectionné. Cette approche fournit de très bons résultats sur des images aériennes à faible résolution spatiale.

Grün & Li (1995) proposent à leur tour une approche d'extraction de routes basée sur la combinaison d'une transformée en ondelettes et d'un algorithme de programmation dynamique. Un algorithme pyramidal conjointement avec la transformée en ondelettes pour le rehaussement du contraste de la route et son environnement immédiat est appliqué. La route est modélisée par un polygone décrit par n points de référence généralement appelés points de contrôle ou points d'amers ou points d'appui au sol fournis par l'utilisateur. Ils utilisent une fenêtre de 5×5 dans la direction normale de la courbure pour faire bouger chacun des points. La position des n points de contrôle est optimisée par programmation dynamique. De nouveaux points sont sélectionnés et mis au centre de chacun des nouveaux segments dont la longueur est supérieure à un seuil donné. Le processus d'optimisation est répété itérativement sur le nouveau polygone jusqu'à la convergence de l'algorithme. Les points non pertinents sont supprimés. De très bons

résultats pour l'extraction de la route ont été obtenus à partir des images aériennes et les images du capteur SPOT.

Le Tableau 3.6 donne un sommaire des méthodes de suivi des lignes.

Tableau 3.6 Résumé des méthodes de suivi de lignes

Références	Images	Milieux	Approches
Veran (1993)	Spot/Pan	Rural	Filtre de Kalman Canny-Deriche
Vosselman G. (1995)	Images satellites Moyenne Résol.	Rural	Filtre de Kalman Correspondance de profil
Hemiari <i>et al.</i> (2004)	Images satellites	Urbain	Transformée de Hough
Airault & Jamet (1995)	Spot/Pan	Urbain	Homogénéité directionnelle
Fischler <i>et al.</i> (1981)	Images satellite	Urbain	Programmation dynamique
Grün & Li (1995)	Aérienne + Spot	Urbain	Transformée en ondelettes + Programmation dynamique

3.4.3 Apport de données auxiliaires ou multisources

L'approche multisource ou apport de données auxiliaires en interprétation d'images est basée sur l'utilisation de plusieurs sources d'information aussi complémentaires que supplémentaires dans le but d'obtenir un meilleur résultat des objets d'intérêt (route). Les informations peuvent être de plusieurs natures : une base de données cartographiques ou une carte topologique de la scène d'intérêt, différentes images fusionnées de capteurs différents ou encore une combinaison de différents canaux spectraux, etc.

Aidée par une carte topographique

Pierrot-Deseilligny *et al.* (1993) proposent d'utiliser une carte scannée pour la reconstruction du graphe de routes. Ils font usage d'un réseau partiellement extrait de l'image et des connaissances *a priori* sur la topologie du réseau (variabilités intrinsèques et extrinsèques de la route). Leur approche algorithmique est effectuée en plusieurs étapes selon des critères définis et les résultats trouvés sont utilisables pour un SIG.

Dans leurs travaux, Wang & Newkirk (1988) ont proposé l'extraction des autoroutes à base de connaissances axées sur des règles de connexion des voies et des bretelles d'accès pour la reconnaissance des autoroutes.

Apport de données cartographiques

L'extraction de réseaux guidée par des données cartographiques peut être fastidieuse. En effet, l'introduction de certaines distorsions par des cartographes, dans un souci de simplification ou pour souligner un certain détail, peuvent induire en erreur l'extraction précise d'une route. Ce problème est résolu par deux stratégies, soit :

- un réseau initial est recalé comme un tout avec l'image. Cette première stratégie est utilisée pour le recalage des images de faible résolution spatiale ;
- le réseau est divisé en plusieurs segments où chaque segment sert d'initialisation aux algorithmes d'extraction de routes et, ensuite, le réseau est reconstruit à partir de la topologie initiale du dit réseau. Cette deuxième option est utilisée pour les images de haute résolution spatiale.

Zhang & Couloigner (2004) présentent un système pour la mise à jour de réseaux routiers à partir d'images. Les auteurs subdivisent le processus en trois parties : l'extraction proprement dite, la détection des changements et la mise à jour et, enfin, la modélisation spatio-temporelle. La première étape (détection) utilise la transformée en ondelettes avec la multirésolution, couplées à un détecteur d'intersection. Les modifications survenues entre la base de données et le réseau reconnu sont ensuite évaluées par une technique d'appariement.

Bicego *et al.* (2003) modifient leur algorithme afin que celui-ci s'affranchisse des occlusions et utilisent les informations de couleur dans un milieu urbain. Malgré de nombreuses fausses alarmes dues à la complexité du milieu urbain, les résultats sont concluants. Avec l'apport des données auxiliaires, on observe une augmentation de la dimension de la matrice du vecteur d'état avec un niveau de vraisemblance faible. La performance de l'algorithme demeure à désirer. Vermaak *et al.* (2003) proposent une alternative basée sur une approche variationnelle de la distribution *a posteriori* où les paramètres estimés sont calculés de façon itérative par un autre

algorithme. Ils obtiennent de meilleurs résultats que les filtres particuliers (filtres qui estiment la densité a posteriori des variables d'état connaissant les variables d'observation).

Les systèmes d'interprétation

En télédétection, les systèmes d'interprétation, ou encore les systèmes d'exploration ou de validation d'images, ne cherchent pas directement l'extraction des informations mais plutôt l'interprétation et l'analyse des objets d'intérêt qu'elles contiennent. En effet, ces systèmes se fondent sur le mode de pensée du photointerprète d'images face à une recherche d'objets d'intérêt dans l'image. Ainsi, le processus d'extraction est réalisé par le biais d'une interprétation de la scène observée.

Ruskoné (1996) fonde tout son raisonnement d'extraction de routes sur deux phases principales, soit une phase ascendante guidée par les données et une seconde phase descendante basée sur l'objectif.

La phase ascendante d'extraction automatique est axée sur des critères de bas niveau :

- la détection des amorces ;
- le prolongement des routes par un algorithme de suivi de route ;
- la reconstruction du réseau par regroupement perceptuel.

Tandis que la phase descendante repose sur des critères de haut niveau à savoir :

- la décomposition du réseau en segments de routes en attribuant à chacun des segments un vecteur de mesure (variance ou moyenne radiométrique ou de courbure) ;
- l'émission des hypothèses sur la nature des segments de routes ;
- la validation de la présence ou non des segments de routes par des hypothèses.

Le Tableau 3.7 donne un sommaire des méthodes utilisées par les données auxiliaires.

Tableau 3.7 Résumé des méthodes par données auxiliaires

Références	Images	Milieus	Approches
Pierrot-Deseilligny <i>et al.</i> (1993)	Images satellites	Urbain	Guidée par la carte Topologie de route
Zhang & Couloigner (2004)	Images satellites Moy. Résolution	Rural	Données cartographiques Ondelettes + AMR
Ruskoné (1996)	Images satellites	Urbain	Guidée par les données Basée sur les objectifs + hypothèses

3.5 État de l'art sur l'extraction des routes surfaciques

C'est toujours le même procédé, comme dans l'extraction linéaire, mais avec une fenêtre de recherche plus grande et proportionnelle à la largeur de la route. La recherche s'effectue sous certaines contraintes géométriques dans la modélisation du système tout en prenant en compte les deux bords de la route. Les techniques employées sont de niveaux moyen et élevé.

3.5.1 Multirésolution, contours et gradient

Analyse multirésolution

Avec la course à la fine résolution spatiale, on observe plus de détails concernant les objets présents sur les images. Cela engendre naturellement du bruit, car les artefacts sont également visibles et présents, ce qui rend complexe l'extraction des routes. En plus, tous les objets n'ont pas la même dimension. Certains sont mieux appréciés à une résolution qu'à une autre. D'où l'emploi de l'approche multirésolution (AMR) qui permet de réduire le bruit et l'observation des objets sous différents niveaux de vue.

Baumgartner *et al.* (1999) combinent deux méthodes, l'AMR et l'information contextuelle. Ils segmentent l'image originale pour distinguer les zones selon leur contexte global. Deux

niveaux de résolution sont employés, l'une basse et l'autre fine. La basse résolution pour l'extraction des lignes et la fine pour l'extraction des bords de la route. Les résultats sont fusionnés pour avoir des segments de grande longueur. Ils obtiennent de bons résultats dans le milieu rural. Les autres milieux nécessitent beaucoup plus d'informations contextuelles pour obtenir de bons résultats.

Couloigner & Ranchin (2000) et Péteri & Ranchin (2004) ont poursuivi dans le même sens. Ils ont combiné la transformée en ondelettes à *trous* comme approche multirésolution pour l'extraction des routes dans une image à très haute résolution spatiale dans un milieu urbain. Cette transformée en ondelettes dyadique rapide s'implémente par des bancs de filtres. Ils utilisent la résolution grossière pour extraire la topologie du réseau routier et la résolution fine pour extraire des bords parallèles. Avec les données cartographiques et l'algorithme de contours actifs (*doubleSnakes*), ils arrivent à extraire les contours parallèles et même les zones problématiques (les carrefours et les courbures).

Heipke *et al.* (1995) utilisent deux résolutions pour l'approche multirésolution. La résolution grossière sert d'extraction pour les lignes centrales. Sur l'image de résolution fine, les contours sont détectés par l'opérateur de Deriche (1987). Seuls les pixels plus clairs que leur environnement immédiat sont pris en compte. Ils appliquent une stratégie pour combiner les résultats des deux détections pour obtenir de meilleurs résultats.

Laptev *et al.* (2000) proposent d'extraire l'axe central à la faible résolution afin de les initialiser à la haute résolution par l'algorithme des contours actifs. Avec l'information de la largeur, ils ont pu réduire considérablement les fausses alarmes. Les jonctions entre les segments de routes sont faites par des post-traitements. Ils obtiennent de bons résultats dans le milieu rural. Par contre, leur méthode présente des limites lorsqu'il y a présence d'occlusions.

Contours actifs ou Snakes

Les méthodes dites contours actifs permettent de trouver des contours qui correspondent à une position d'équilibre d'une courbe continue munie d'une énergie interne (tension et torsion), le

tout sous l'effet d'un champ de forces extérieures (champs des contours, champs des radiométries, etc.). Au départ, les points de départ et les points d'arrivée sont donnés et fixes. Les forces d'énergie dérivées de l'image sont appliquées progressivement aux différents points afin d'ajuster les points du contour situés sur les bordures du segments de route jusqu'au centre. Les points de contours sur le bord de la route exigent que nous soyons dans une route surfacique et non une route linéaire. Le contour évolue selon un algorithme de minimisation d'énergie favorisant une faible courbure et un fort gradient au niveau du contour. Un des désavantages des contours actifs classiques est que le contour final est fonction de l'initialisation du contour, choisi proche de l'objet à détecter.

Neuenschwander *et al.* (1997) ont présenté une nouvelle stratégie d'optimisation avec les contours actifs appelée *Double Snakes* en anglais. Péteri & Ranchin (2004) appliquent la méthode de contours actifs pour extraire les deux bords parallèles de la route d'une image à très haute résolution spatiale (Quickbird) et non la route en tant que surface. Ils modélisent la route comme étant un graphe dont les sommets représentent les carrefours et les arcs des polygones. Dans un premier temps, les auteurs font usage de la technique de multirésolution associée à l'algorithme *à trous* pour réduire les bruits d'occlusions et des artefacts des images. Ensuite, ils considèrent la route comme deux contours actifs ouverts aux résolutions fines. Pour y arriver, l'algorithme possède des contraintes d'évolution des contours afin de garantir le parallélisme des bords assortis d'une condition sur la distance entre les deux bords. L'évaluation quantitative effectuée renseigne sur la bonne précision de l'extraction.

Angle spectral

Christophe & Inglada (2007) proposent une nouvelle approche d'extraction de routes basée sur la technique de l'angle spectral à partir d'une image couleur respectivement dans des zones rurales et urbaines. La couleur apporte plus d'informations sur une zone et permet une meilleure discrimination entre les objets à l'étude. Le nombre de bandes doit être supérieur ou égal à 2. Le principe de l'angle spectral est basé sur un pixel de référence et un pixel à évaluer (Figure 3.11). Plus l'angle formé entre le pixel de référence et le pixel courant est faible, plus la simi-

larité est forte entre eux, ce qui se traduit par une teinte plus foncée sur l'image des distances produites. Un filtre gradient est appliqué pour caractériser chaque pixel route par une intensité et une direction. Ensuite, un seuil est appliqué sur l'image de distances afin d'isoler les pixels route des pixels non-route. Les auteurs utilisent les contraintes du module du gradient pour les lignes et un module de courbure élaborée dans l'article de Lacroix & Acheroy (1998).

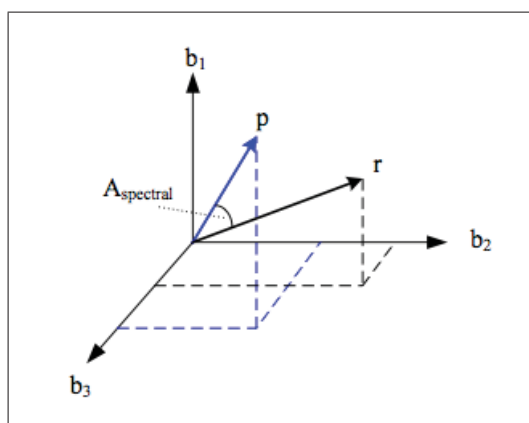


Figure 3.11 Principe de l'angle spectral

Les auteurs ont appliqué une propriété physique qui veut que la direction du gradient soit opposée à chaque bord de la route et le produit scalaire le plus élevé parmi les vecteurs opposés des 8 voisins permet de déterminer la direction de la route et les gradients non maximaux sont éliminés dans la direction de la route. Ainsi, les structures correspondant aux segments de routes sont détectées. Pour la simplification des segments de routes présentant un angle aigu, d'une part, et, d'autre part, la jonction des segments de routes discontinues, les auteurs utilisent des contraintes géométriques sur la distance entre deux segments proches et l'adoucissement de la courbure entre deux segments de routes. Ce qui permet d'éliminer des structures linéaires irrégulières et le prolongement des segments en présence d'occlusion. L'avantage de cette technique est qu'elle soit opérationnelle sur les images couleurs et également en zone urbaine où la similarité entre les routes et leur environnement est élevée. Les résultats sont satisfaisants même si la technique reste sensible aux bruits et n'extrait pas bien les courbures. Les résultats peuvent servir d'initialisation à d'autres algorithmes plus complexes ou être peaufinés par

un opérateur humain. Un problème particulier est le choix du pixel de référence qui peut être moins représentatif et donc, donner des résultats médiocres.

3.5.2 Filtres évolutifs

Filtre de Kalman étendu

L'algorithme du filtre de Kalman est une application récurrente de la méthode des moindres carrés. Le principe est de corriger la trajectoire du modèle en combinant les observations avec l'information fournie par le modèle de façon à minimiser l'erreur entre les mesures réelles et les mesures prédites. Dans le cas où les équations décrivant un système sont linéaires et que les erreurs du système peuvent être modélisées par un bruit blanc gaussien, le filtre optimal sera un *filtre de Kalman* classique. Dans le cas où les équations sont non-linéaires, on utilisera un *filtre de Kalman étendu*. La technique de la jacobienne est utilisée pour la linéarisation locale des équations non-linéaires. Son déterminant joue un rôle important dans la résolution d'équations non-linéaires. Elle rend possible la dérivation locale d'une fonction non-linéaire pour estimer les valeurs des paramètres de la transformation jacobienne. Dans le cas du filtre de Kalman étendu, la convergence n'est pas garantie comme pour le cas du filtre de Kalman classique.

Avec une procédure d'obtention de mesures qui est détachée de l'état réel de prédiction du filtre (les valeurs aberrantes), Movaghati *et al.* (2008) utilisent une méthode de non linéarité basée sur la technique *Unscented Kalman Filter en anglais* ou une transformée de Kalman *inodore* (Julier & Uhlmann (1997), Julier *et al.* (2000), Julier & Uhlmann (2004)). Movaghati *et al.* (2008) proposent un regroupement dynamique des profils de la route lors du déplacement du filtre le long de celle-ci pour s'affranchir des mesures de prédictions erronées. En somme, les auteurs proposent une approche afin que les mesures des données soient indépendantes de la mesure de prédiction autant que possible.

L'approche de Julier & Uhlmann (2004) présentent de meilleurs résultats pour le suivi d'un modèle dans les différentes conditions de non linéarité. Contrairement à certains auteurs tels que Vosselman G. (1995) qui ont eu des mesures à chaque étape en fonction de la prédiction du

filtre de Kalman, leur approche a créé une rétroaction dans le processus provoquant ainsi une réduction de l'efficacité de l'algorithme et l'instabilité dans certains cas critiques. Pour l'obtention de la mesure de l'étape k de l'algorithme, les auteurs se privent des données produites en cette étape de la prédiction comme dans les étapes précédentes. Par contre, les auteurs définissent une zone de recherche pour identifier plusieurs meilleurs candidats pour la mesure du vecteur. Les paramètres initiaux sont les coordonnées d'un point de l'axe central, la direction de route et l'estimation de la largeur en ce point.

Filtre particulaire

Les filtres particuliers (FP) ou les méthodes de Monte-Carlo séquentielle sont des techniques non paramétriques d'estimation de modèles fondés sur la simulation pour approximer des distributions *a posteriori* (vecteur d'état et matrice de covariance associée) presque sans aucune restriction sur les données du modèle. Ces distributions *a posteriori* sont donc estimées en fonction d'un ensemble d'échantillons (les points du nuage prédit, appelés particules). À chaque point du nuage est associée une mesure prédite dont on calcule également la moyenne. Les FP sont des alternatives au filtre de Kalman étendu avec l'avantage qu'avec un grand nombre d'échantillons, ils peuvent approximer l'estimation Bayésien optimal. Ils sont plus précis que le FKÉ.

Perez *et al.* (2001) proposent d'appliquer cette approche à l'extraction de routes à partir des images aériennes. Cette flexibilité de l'approche du filtrage particulaire permet d'incorporer des données supplémentaires dans le modèle *a priori* telles que la régularité des contours, la largeur variable et les carrefours. Même avec un brusque changement d'orientation, les auteurs affirment que le suivi des deux bords de la route se fait avec précision dans les images aériennes. Par contre, les routes en forme de cul-de-sac sont automatiquement scindées en deux parties.

3.5.3 Classification : SVM et Apprentissage profond

Classificateurs SVM, OCSVM et descripteurs LBP

Les Séparateurs à Vaste Marge (SVM) sont des algorithmes d'apprentissage basés sur une méthode de séparation binaire, c'est-à-dire la prévision d'une variable qualitative binaire (classification) et ensuite généralisée à la prévision d'une variable quantitative (régression). L'objectif d'un apprentissage automatique est de parvenir à classer correctement les échantillons d'une partie d'un ensemble de données grâce à la connaissance apprise de l'autre partie des échantillons. La question fondamentale est plutôt de savoir comment calculer les paramètres de la fonction séparatrice de façon à séparer au mieux les deux classes d'échantillons (avec des nouvelles données à venir ou inconnues) ou comment trouver une fonction séparatrice qui se comporte le mieux par rapport à un ensemble de données d'apprentissage. Cette notion sera mieux élaborée dans les parties subséquentes. Le succès de ces algorithmes d'apprentissage est justifié par de solides bases théoriques qui la gouvernent. Les SVMs (le pluriel est utilisé pour désigner les différentes variantes du SVM) font partie de la famille des approches discriminatives où l'on cherche à optimiser des frontières de décision pour séparer au mieux les classes. La décision est prise en se basant sur la position des données par rapport aux frontières. On peut dire que les méthodes à vecteurs de support à vastes marges sont des machines particulières qui sont promptes à déterminer un hyperplan optimal séparant correctement les données corrélées ou liées dans un plan. Un hyperplan sépare de part et d'autre les classes et les non-classes. Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplans valides, mais la particularité remarquable des SVMs est le fait de maximiser cette marge (Figure 3.12). Cela signifie une confiance maximale tout en minimisant le taux d'erreur de classification. Le problème est de trouver un moyen permettant la construction d'une fonction de décision associant à chaque échantillon sa classe. Les vecteurs caractéristiques qui servent à définir cet hyperplan sont appelés *vecteurs supports* dans le sens où ils supportent l'hyperplan de discrimination, d'où le nom de *Support Vector Machines* donné à ce classificateur.

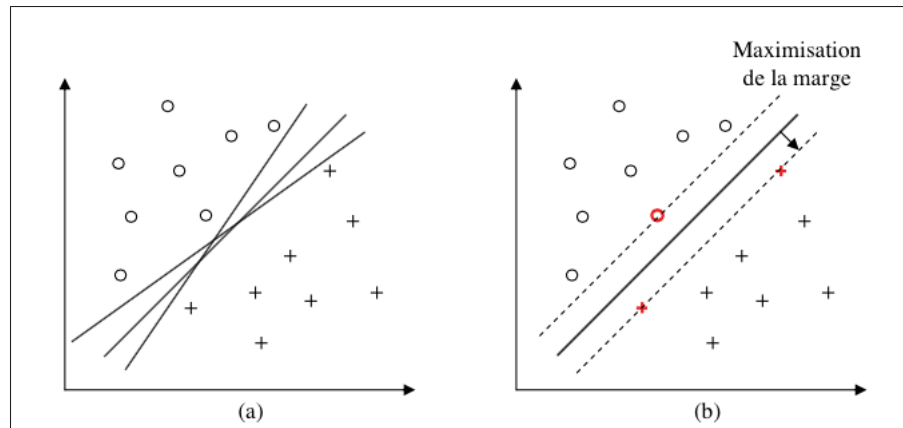


Figure 3.12 Hyperplan séparant les données en deux classes :
 (a) hyperplan avec une infinité de solutions possibles.
 (b) hyperplan avec marge optimale entre les données où les points rouges sont des vecteurs supports

En théorie, les SVMs ont été conçus pour la classification binaire. Cependant, une extension a été faite pour la classification à plusieurs classes. Un problème multiclasss peut être décomposé en plusieurs problèmes de deux classes. Pour les classificateurs binaires, un vote à majorité est requis pour dériver la classe gagnante. Plusieurs stratégies ont été développées indépendamment des applications : (1) «*un-contre-tous*» et (2) «*un-contre-un*». La première stratégie consiste à entraîner une classification par classe où l'on pourra distinguer cette classe-ci des autres. Par contre, la deuxième consiste à entraîner des classificateurs permettant de distinguer une classe d'une autre et combinant leurs sorties en fonction d'une stratégie de vote majoritaire. Certaines applications nécessitent l'identification des données anormales par rapport à un groupe d'observations d'intérêt. Pour la résolution de ce problème, une extension des SVMs, *one class SVM* (OCSVM) est proposée pour sa capacité à rejeter les valeurs aberrantes de classification. Pour chaque classe, on cherchera à définir une frontière fermée autour de la classe cible de telle sorte que le domaine correspondant inclut les échantillons de la classe d'intérêt, autant que possible, et ce, tout en minimisant le risque d'acceptation des valeurs aberrantes et les échantillons d'autres classes.

L'approche OCSVM est utilisée par Zheng *et al.* (2006) pour la segmentation automatique des routes à partir des images THRS Ikonos. Les caractéristiques spectrales possédant des mesures similaires aux pixels routes est posé comme hypothèse par les auteurs. La segmentation des zones de routes a été produite manuellement via la bibliothèque de *Geomatica*. Ensuite un masque de la route est segmenté manuellement. Les artéfacts présents sur les routes rendent l'extraction difficile. La réflectance aux capteurs est beaucoup plus brillante si le revêtement de la route est en béton et sombre si la route est couverte d'enrobés. Sans information sur les données d'apprentissage, le OCSVM construit une fonction de décision qui assigne l'étiquette $+1$ à une région avec un maximum de points à la classe cible et le reste des points assignés à l'étiquette -1 . Les auteurs segmentent toute l'image en deux catégories distinctes : routes et non-routes. Avec la similarité de l'information spectrale des artéfacts et la route, ils choisissent les points parmi les pixels routes et les autres pixels non routes pour les regrouper dans la classe *autre*. Par l'évaluation quantitative avec l'index de similarité et de sensibilité relative, les auteurs ont montré que les résultats de l'approche OCSVM employée priment sur ceux du classifieur SVM.

Cruz *et al.* (2013) proposent une détection de béton et d'enrobés à partir des images de très haute résolution spatiale en utilisant une cascade de classificateurs avec les *LBP-Local Binary Pattern* (Figure 3.13). Ils utilisent une approche multiblocs du LBP qu'ils appellent MB-LBP. Cette variante du LBP fait une opération sur un bloc de pixels au lieu d'un seul pixel. Ils utilisent la moyenne des pixels avec une fenêtre 3×3 qui lui confère une rapidité suivie d'une précision. L'algorithme arbre de décision est utilisé comme algorithme «*faible*» dans l'approche AdaBoost employée. Chaque classificateur faible est utilisé à la suite de l'autre séquentiellement jusqu'à l'obtention de l'algorithme «*fort*». L'apprentissage est effectué par un algorithme de Boosting (*Gentle AdaBoost*) à partir des images de Google Maps.

Classificateur AdaBoost et descripteurs LBP

Cette approche de classification repose sur le principe de la sélection itérative de classificateurs «*faibles*» en fonction d'une distribution des échantillons d'apprentissage. En fonction

de la différence avec le classificateur courant, chaque classificateur se voit attribuer un poids (une pondération). On procède à une combinaison de classificateurs afin d'améliorer la performance du système. En somme, les approches Boosting forment des classificateurs «*forts*» par la combinaison linéaire de classificateurs «*faibles*». Ces techniques citées constituent des classificateurs binaires. Pour la classification des données appartenant à C classes, l'on procède de différentes stratégies : (1) «*un-contre-tous*» et (2) «*un-contre-un*».

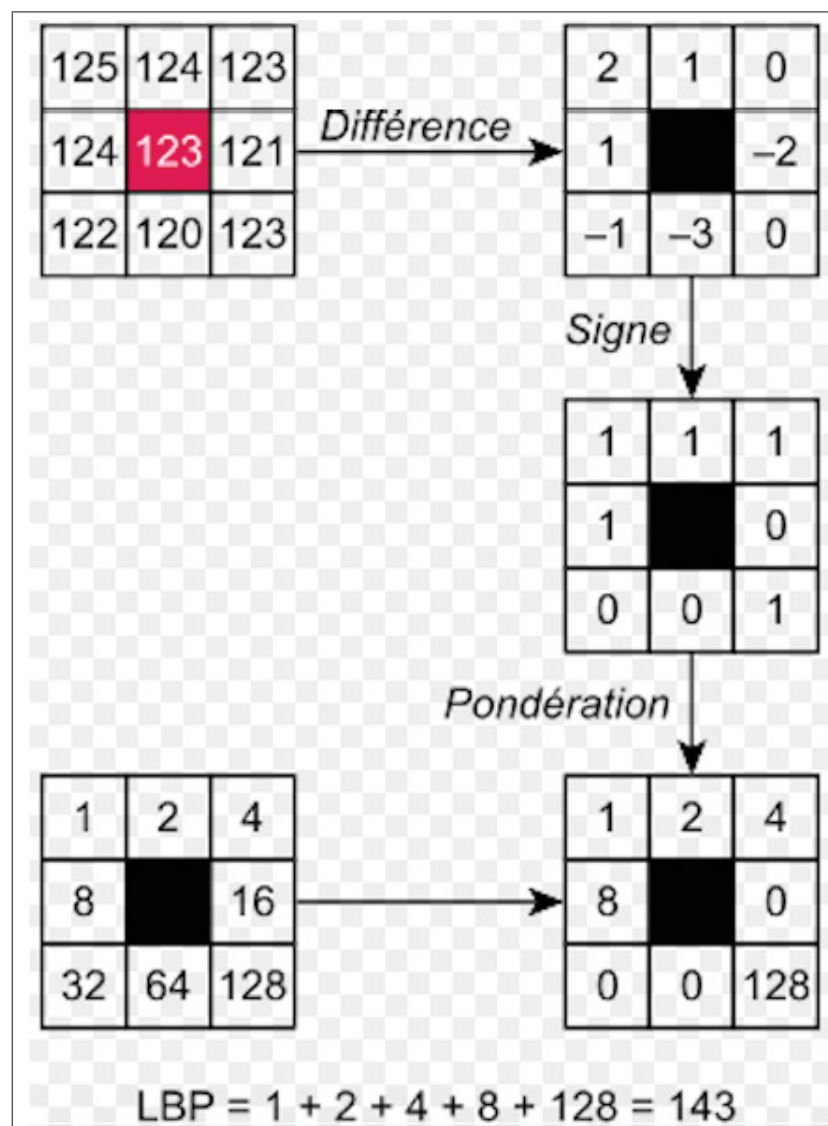


Figure 3.13 Principe du calcul des motifs locaux binaires-LBP

Cord & Chambon (2012) se focalisent sur la détection des routes fissurées sur la base d'images et les classifient en deux catégories : fissurées et non fissurées. La base de données d'images (512 x 512) est constituée de plus de 1000 images de différentes textures classées en 10 catégories : écorce (13 images), brique (9 images), tissu (20 images), fleurs (8 images), nourriture (10 images), métal (6 images), peintures (13 images), sable (7 images), terrain (11 images), eau (8 images). Pour la validation de leur approche, les auteurs s'appuient sur une application de Xie & Mirmehdi (2007) avec une base de données texturales populaires. Selon les auteurs, cette diversité texturale vise à démontrer que leur approche pourrait être utilisée dans un grand nombre de problèmes concernant la reconnaissance d'anomalies texturales. Leur approche est principalement basée sur les propriétés texturales et l'apprentissage automatique (AdaBoost et validation croisée). Les auteurs calculent un large bassin de descripteurs de texture et les convertissent en vecteurs.

- trois différents types de descripteurs morphologiques utilisés : (1) érosion, dilatation, ouverture-fermeture (2) trois éléments structurants (ligne horizontale, ligne verticale, carré) (3) quatre différentes tailles ([0-15], [7-11], [7-15], [11-15]) ;
- les descripteurs de la transformée de Fourier pour rehausser les fréquences spatiales : moyenne logarithmique et moyenne de l'amplitude de la transformée de Fourier ;
- les filtres orientés.

Cord & Chambon (2012) misent beaucoup sur la validation croisée pour augmenter la robustesse de leur méthode en partitionnant la base d'apprentissage en 10 sous-bases d'apprentissage avec 10 répétitions. Et ensuite, la moyenne des erreurs de classifications de ces 10 sous-groupes de validation est calculée. La classification des différentes classes a été faite avec l'approche AdaBoost qui est une méthode d'apprentissage basée sur la sélection de classificateurs « *faibles* » pour construire des plus « *forts* ». Les classificateurs « *faibles* » renvoient un score de classification pour chacune des images. On sélectionne les classificateurs qui attribuent un meilleur score aux exemples positifs. L'évaluation quantitative montrent que leurs résultats sont prometteurs.

Pour la construction d'un modèle compréhensif de la route et une utilisation optimale de caractéristiques des routes urbaines, Wang *et al.* (2006) proposent une approche basée sur l'apprentissage automatique. Ils commencent par l'extraction des caractéristiques de la route avec le taux de lignes brillantes sur la surface de la route, la consistance de la direction des marques de la route et les *LBP-Local Binary Pattern* qu'ils incluent dans les données d'entrée. Et ensuite, ils emploient l'algorithme AdaBoost pour entraîner les classificateurs et la sélection des caractéristiques distinctes. Les routes ont été détectées grâce au glissement de la fenêtre de recherche et par la combinaison de la connectivité des segments de routes. La réalisation de la base de données est axée sur des imagerie et les contours issus des données de routes. La transformée de Hough est appliquée sur ces imagerie et en deuxième lieu, un seuil est appliqué sur les contours issus des dites imagerie. Pour la sélection et l'extraction des caractéristiques, les auteurs émettent des hypothèses sur le modèle des marquages de routes. Ces marquages couvrent uniquement la surface de la route, d'une part, et, d'autre part, ils sont brillants et parallèles. Ils proposent trois caractéristiques robustes face à la luminance et aux occlusions : (1) le ratio de couverture, (2) la cohérence des directions des marquages de la route et les motifs binaires locaux-LBP pour la texture. Les motifs binaires locaux en anglais *Local Binary Pattern-LBP* sont des descripteurs où l'on compare l'intensité de chaque pixel du centre de la fenêtre $n \times n$ avec les valeurs des niveaux de gris (NG) de ses voisins, dans le sens anti-horaire. Si la valeur de sortie de ce calcul est négatif, on lui attribue la note 0 sinon 1. Le résultat des codes binaires de l'image sont concaténés en histogrammes qui seront utilisés comme descripteur de texture. L'algorithme AdaBoost est utilisé pour la sélection et l'extraction des caractéristiques pertinentes, d'une part, et, d'autre part, pour la classification de l'image QuickBird (0,6 m de résolution spatiale). Ils introduisent l'idée de pyramide dans le processus d'apprentissage pour améliorer la performance du système. Sur la première couche, un simple classificateur est appliqué avec moins de descripteurs pour ainsi obtenir un taux élevé de détection et avec les couches subséquentes, plus de descripteurs et un grand niveau de complexité.

Réseaux de neurones convolutifs

L'apprentissage profond (*Deep Learning en anglais*) est un ensemble de méthodes d'apprentissage automatique ou encore une architecture de multiples traitements non linéaires pour l'extraction de caractéristiques par étapes où chacune des étapes est constituée de trois couches : (1) couche de convolution (2) couche de non linéarité (3) couche de mise en commun. Chaque couche prend en entrée la sortie de la précédente. Les algorithmes, qu'ils soient supervisés ou non supervisés, font évoluer les paramètres de faible niveau à un haut niveau pour améliorer les résultats attendus. Une illustration d'une architecture d'apprentissage profond a été utilisée par Wang *et al.* (2015b) pour extraire les routes à partir des images satellitaires (Figure 3.14)

Mnih & Hinton (2010) appliquent l'apprentissage profond pour apprendre à détecter les routes avec un étiquetage expert des données. Ils veulent résoudre le problème relatif aux données images, car les cartes routières sont en format vectoriel avec seulement des informations sur l'axe central de la route et aucune information sur la largeur. Leur approche pourra servir à évaluer les approches précédentes d'autres auteurs dans l'extraction des routes. Les auteurs ont aussi proposé de résoudre le problème de données partielles versus la totalité de l'image comme données d'apprentissage. Pour ce faire, ils proposent une nouvelle approche d'apprentissage à large échelle : (1) génération des étiquettes synthétiques *route/non-route*, (2) plusieurs caractéristiques et un grand nombre de prédictions de marquages sont entraînées par un réseau de neurones, (3) un post-traitement pour améliorer les prédictions du réseau de neurones. Les auteurs commencent le processus par un faible apprentissage des données utilisées, car les vérités terrains pour l'apprentissage et la validation ont été obtenues manuellement à partir des images aériennes urbaines comme *route* et *non-route*. Les données d'apprentissage sont découpées en N cartes avec un quadrillage d'images. Deux types de zones d'études urbaines ont été explorés. L'obtention du masque de l'image satellitaire se fait à partir de la numérisation de la carte routière. Ensuite, ce masque servira pour définir la vérité terrain. Les caractéristiques ont été extraites dans un petit espace. Ensuite, la prédiction de chaque pixel est faite indépendamment, sans tenir compte de dépendance entre les étiquettes de pixels route et pixels non-route. Mnih & Hinton (2010) utilisent des étiquettes synthétiques générées à partir de la carte vec-

torielle et une classification supervisée avec des algorithmes de réseaux de neurones pour son initialisation. L'analyse des résultats montre une bonne performance de leur approche.

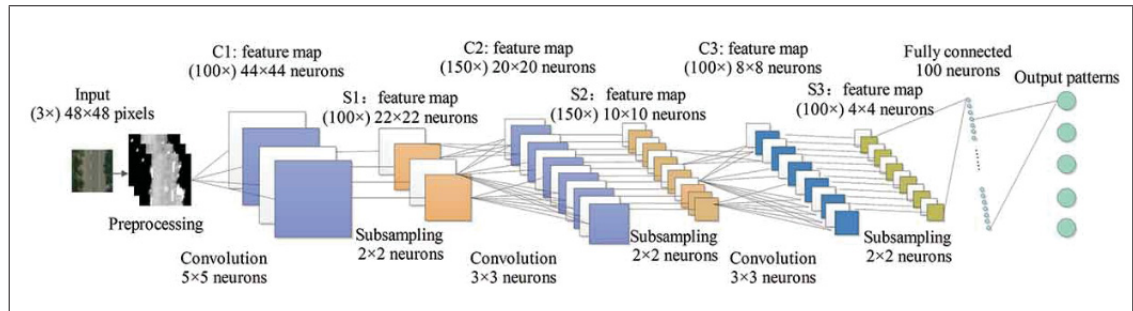


Figure 3.14 Une architecture d'apprentissage profond utilisée pour l'extraction des routes à partir des images [Wang *et al.* (2015b)]

Évolution : Extraction de route au Deep learning

Lu & Weng (2025) proposent une revue de littérature consacrée à l'extraction routière à partir d'images de télédétection, principalement optiques à haute résolution, avec un intérêt pour des applications allant de l'urbanisme à la réponse aux catastrophes. Leur protocole repose sur une revue systématique de 206 articles publiés entre 2017 et 2024, structurée selon trois dimensions : les données, les méthodes et les applications. Ils montrent que le domaine évolue d'approches raster vers des approches vectorielles, d'études locales vers des études globales, et d'une simple segmentation vers des usages plus appliqués.

Pix2pix optimisé et segmentation FusionLinkNet

Lu *et al.* (2024) ciblent l'extraction de routes à partir d'images optiques de télédétection à haute résolution, dans des contextes liés à la ville intelligente, à l'urbanisme, au trafic et à l'environnement. Leur protocole est organisé en deux étapes : ils utilisent d'abord un pix2pix optimisé pour transformer l'image d'entrée en une image de type "carte", censée mieux faire ressortir les routes et réduire l'effet des occlusions ; ensuite, ils appliquent un modèle FusionLinkNet

combinant DenseNet, ResNet et LinkNet pour la segmentation finale. Ils valident leur méthode sur les jeux de données DeepGlobe et Massachusetts, avec un mIoU supérieur à 80 %.

Le Tableau 3.8 donne un sommaire des méthodes d'extraction surfacique.

Tableau 3.8 Résumé des méthodes pour l'extraction surfacique

Références	Images	Type de milieu	Approches
Mnih & Hinton (2010)	Images satellites Donnée synthétique	Urbain	Apprentissage profond Réseau Neurones Carte vectorielle
Péteri & Ranchin (2004)	Panchromatique THRS	Rural	Snakes + AMR Ondelettes à trous
Zheng <i>et al.</i> (2006)	Images aériennes	Urbain	OCSVM Index Similarité Index Ssensibilité
Christophe & Inglada (2007)	Quickbird/Radar THRS	Urbain/Rural	Angle spectral Informat. géométrique
Wang <i>et al.</i> (2006)	Quickbird	Urbain	AdaBoost LBP
Cord & Chambon (2012)	Image aérienne Optique	Urbain/Rural Fissures	Orienté-Objet AdaBoost Cross-Validation Filtres Orientés Morphologie
Cruz <i>et al.</i> (2013)	Google Maps	Urbain/Rural Béton/Enrobés	Orienté-Objet Mb-LBP AdaBoost
Lu & Weng (2025)	Images Optiques + images aériennes	Zones sinistrées Urbaine	Revue structurée Méthodes appliquée sur 206 articles
Lu <i>et al.</i> (2024)	Images Optiques THRS	Ville intelligente Urbanisée	pix2pix FusionLinkNet DenseNet, ResNet, LinkNet
Sun <i>et al.</i> (2022)	Image radar	Urbaine	ATP-ROAD Signature angulaire + texture fenêtres glissantes
Liu <i>et al.</i> (2024)	Images Optiques THRS	Urbain	Patch-CNN, GAN Encoder-Decoder Transformer
Sharma <i>et al.</i> (2024)	Images Optiques aériennes THRS	Urbain Navigation Trafic	Revue critique sur 44 articles
Mo <i>et al.</i> (2024)	Images Optiques THRS	Urbaine Suburbaine	Revue Organisée Semi-supervisée pré-post-traitement

Leur stratégie est intéressante parce qu'elle traite explicitement le problème des occlusions avant la segmentation proprement dite, ce qui constitue une façon originale de renforcer la visibilité des routes. Toutefois, leurs propres résultats laissent entendre que des difficultés subsistent dès que la scène devient complexe, notamment en matière de connectivité du réseau extrait et de stabilité du modèle, ce qui montre que l'amélioration du prétraitement ne résout pas à elle seule toutes les ambiguïtés de l'extraction routière.

Signature angulaire de texture et points d'intérêt (POIs)

Sun *et al.* (2022) s'intéressent à l'extraction du réseau routier à partir d'images radar SAR (Gaofen-3) dans un contexte urbain, sur trois zones de Shanghai. Leur protocole repose sur une méthode semi-automatique appelée ATP-ROAD, qui combine, dans des fenêtres glissantes, des indices de texture, une signature angulaire et des POIs comme information auxiliaire pour guider la direction initiale des routes. Ils rapportent des précisions de 89,57 %, 96,88 % et 92,65 % selon les trois zones étudiées. Leur étude est particulièrement intéressante parce qu'ils montrent qu'en contexte radar, l'extraction routière bénéficie fortement de la fusion entre information image et données auxiliaires géographiques. Néanmoins, le caractère semi-automatique de la méthode et sa dépendance aux POIs limitent en partie sa comparabilité avec les approches profondes entièrement automatiques. En outre, la méthode risque d'être moins généralisable dans des contextes où les données auxiliaires sont absentes, incomplètes ou de qualité variable.

Apprentissage profond et extensions

Liu *et al.* (2024) proposent une revue systématique des méthodes d'extraction routière par apprentissage profond à partir d'images optiques de télédétection à haute résolution, avec des applications en urbanisme, trafic, secours et environnement. Leur protocole consiste à classer les méthodes selon le type d'annotation et le mode d'apprentissage : pleinement supervisé, semi-supervisé et non supervisé, avec des sous-familles comme Patch-CNN, Encoder–Decoder, GAN, Graph, Transformer et Mamba. Ils recensent également les métriques d'évaluation et les principaux jeux de données utilisés dans le domaine.

Leur principal apport est d’offrir un cadre taxonomique clair. Toutefois, leur analyse reste surtout descriptive et méthodologique ; elle apporte moins d’éléments sur la manière dont ces approches se comportent dans des contextes non idéaux, notamment lorsqu’il s’agit de passer des benchmarks classiques à des scènes plus hétérogènes ou plus proches des usages opérationnels.

Deep learning

Sharma *et al.* (2024) proposent une analyse critique de l’extraction des réseaux routiers à partir d’images satellitaires et aériennes, principalement à haute résolution, dans des contextes variés comme la navigation, l’urbanisme, le trafic, la surveillance et la gestion des catastrophes. Leur protocole suit une logique de revue de type PRISMA : à partir de 1198 publications, ils en retiennent 44 pour l’analyse finale. Ils insistent particulièrement sur les structures de réseau routier, les caractéristiques des routes, les jeux de données et les lacunes persistantes de la littérature. Leur article n’apporte pas une nouvelle méthode d’extraction, mais il met utilement en évidence que les difficultés du domaine ne sont pas uniquement algorithmiques. Ils montrent que les problèmes tiennent aussi à la qualité et à l’actualisation des jeux de données, à la complexité structurelle des routes, aux occlusions et aux besoins spécifiques des applications de secours. Leur lecture critique est donc précieuse pour rappeler que l’amélioration des performances dépend autant de la donnée que du modèle.

Deep learning avec les données majeures utilisées par la communauté de chercheurs

Mo *et al.* (2024) proposent une revue consacrée aux algorithmes de deep learning pour l’extraction de routes à partir d’images optiques de télédétection à haute résolution, dans des contextes urbains, suburbains, montagneux et dans des applications telles que la cartographie et la gestion des catastrophes. Leur protocole consiste à organiser les travaux selon trois cadres : pleinement supervisé, semi-supervisé et faiblement supervisé, tout en recensant les jeux de données majeures comme Massachusetts, DeepGlobe, SpaceNet et RoadTracer. Ils rappellent également l’importance des étapes de prétraitement et de post-traitement dans les chaînes complètes d’extraction. Leur apport principal est de fournir une vue structurée et opérationnelle des fa-

milles de modèles actuellement dominantes. Toutefois, leur synthèse reste surtout centrée sur l'extraction binaire route / non-route, ce qui en limite la portée pour les problématiques plus spécifiques de dommages routiers ou d'évaluation post-catastrophe. Leur revue est donc très utile comme socle méthodologique général, mais elle doit être complétée par des travaux plus ciblés sur l'analyse des dégradations et la quantification des dommages.

3.6 État de l'art sur la détection des routes endommagées et des dégâts

Dans la littérature, peu d'articles traitent de l'extraction de routes lors de crises majeures. Néanmoins, certains auteurs abordent la problématique avec des approches différentes pour trouver une solution à la problématique de l'évaluation et de l'extraction des routes endommagées dans un contexte de crise majeure. La cartographie automatisée des dégâts sur les routes est basée sur plusieurs approches selon les méthodes de classifications associées : approche pixelique, spatio-spectrale ou orientée-objet.

3.6.1 Classification des routes endommagées

Classifacteur OCSVM

Li *et al.* (2011) utilisent une cartographie routière avant la catastrophe pour obtenir une image des régions routières (des zones tampons). Ensuite, ils utilisent deux images avant et une image après la crise pour la segmentation et la classification pour la détection des dommages sur les routes. Les auteurs prennent les débris comme les classes d'intérêts (positive) pour la classification avec OCSVM et les autres classes comme négatives. Pour cela, ils émettent des hypothèses sur la forte présence des débris provenant des bâtiments adjacents détruits qui occultent partiellement les routes. Il y a un risque de forte similarité entre les signatures spectrales des bâtiments intacts et les signatures spectrales des débris provenant de ces bâtiments. Pour éviter cette confusion spectrale, les auteurs prennent des débris issus uniquement à partir des images des régions des routes. Ce qui leur donne l'idée d'incorporer une mesure de texture pour réduire la confusion spectrale entre les routes et les débris. Pour l'application de la classification

orientée-objet, les auteurs utilisent les informations de la segmentation hiérarchisée à plusieurs niveaux et des mesures de texture. En lieu et place d'utiliser les mesures traditionnelles de texture, ils emploient un variogramme qu'ils appliquent sur plusieurs bandes et évitent une sélection par bandes. En plus, le variogramme présente un avantage d'auto-corrélation spatiale parmi plusieurs bandes et fournit des informations spatiales considérables pour une meilleure discrimination. La texture multivariée a été mesurée à l'aide du variogramme multivarié en utilisant la matrice identité (Euclidienne). Les échantillons variogramme multivariés sont estimés par la moyenne du carré de la distance multivariée. Pour améliorer le degré de détection des routes endommagées (Figure 3.15a), les auteurs appliquent une méthode de segmentation hiérarchique à plusieurs niveaux pour générer une image objet qui sera utilisée dans la classification orientée-objet :

(1) extraction du gradient multispectral où l'image définie par une morphologie mathématique est la différence entre l'image de dilatation et l'image d'érosion, (2) méthode de transformation du bassin versant où l'image de niveau de gris est considérée comme un modèle numérique d'élévation avec la valeur de chaque pixel pris comme un élément local de hauteur, (3) contour dynamique du bassin versant qui est axé sur un critère où la mesure des niveaux de gris est la différence des pics sur les lignes du bassin versant (Figure 3.15b). Avant de procéder au raffinement de l'extraction par l'information contextuelle des bâtiments détruits avoisinants, Li *et al.* (2011) utilisent des paramètres adéquats pour la classification des routes dégradées par le modèle OCSVM . Les résultats obtenus sont fort intéressants et prometteurs sur des images panchromatiques (résolution spatiale 2,4m et 2,0m) et multispectrales (résolution spatiale 0,5m et 0,6m) respectivement pour les capteurs QuickBird et WorldView.

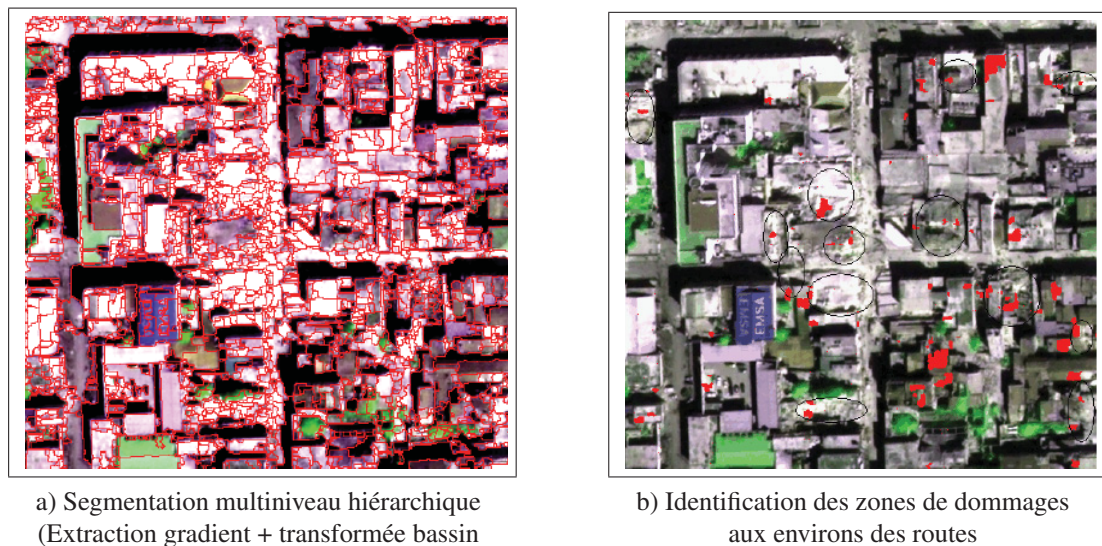


Figure 3.15 Résultats de la segmentation et de l'identification des dommages sur l'image du séisme d'Haïti [Li *et al.* (2011)]

Segmentation-AMR-SIG-Orientée-objet

Dans l'article de Wang *et al.* (2011), les vecteurs routes obtenus par un SIG (Système d'Information Géographique) de l'image avant crise sont mis en correspondance avec l'image post-crise à THRS. Ensuite, ils emploient une approche orientée-objet basée sur la segmentation multiéchelle conjointement avec des informations texturales, spectrales, géométriques et auxiliaires telles que les vecteurs routes des SIG pour la détection des routes endommagées. Les Figures 3.16a et 3.16b montrent une comparaison entre les différentes caractéristiques utilisées pour la détection des routes endommagées. Et finalement, les auteurs superposent les vecteurs routes de l'image avant crise et les routes extraites pour une mise en correspondance afin d'obtenir les routes dégradées. Les auteurs s'assurent que la fusion d'informations hétérogènes soit en deçà de la valeur du seuil imposé. Les vecteurs propres de chacune des bandes sont calculées avec la combinaison des caractéristiques spectrales et géométriques tout en tenant compte des poids respectifs de chaque bande spectrale. Le poids de chacune des bandes spectrales est ainsi calculé de façon récursive pour obtenir une image objet d'hétérogénéité incluant l'hétéro-

généité spectrale et l'hétérogénéité de forme. Cette méthode a été évaluée qualitativement sur des images QuickBird (résolution spatiale 0,6 m) avec des résultats encourageants.

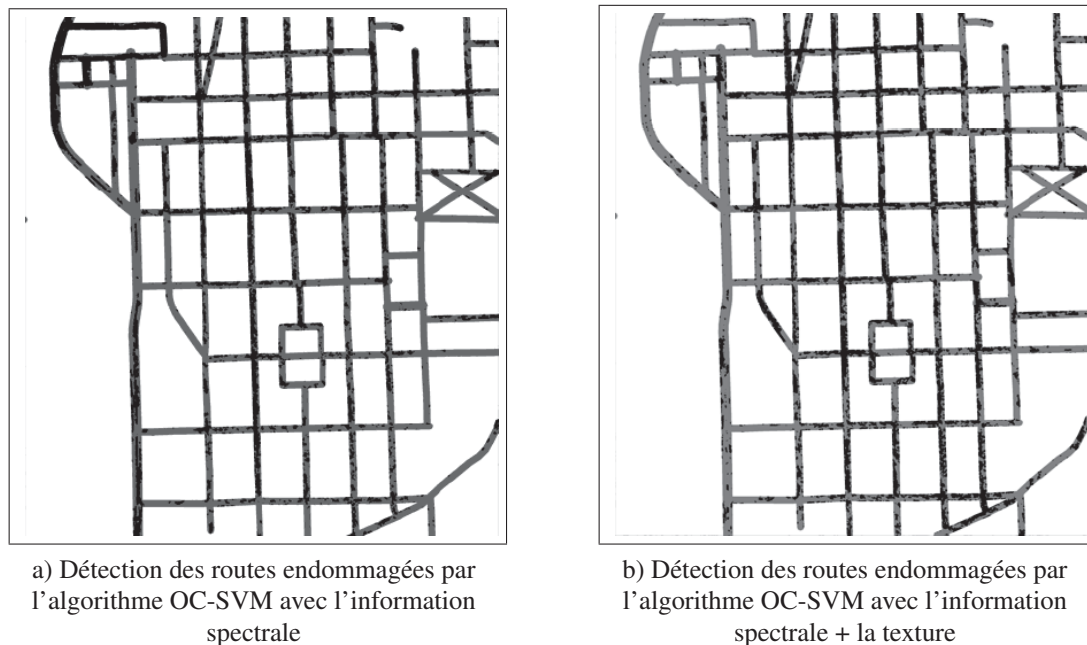


Figure 3.16 Résultats de la classification des routes endommagées par l'algorithme OC-SVM [Li *et al.* (2011)]

Orientée-objet

Wang *et al.* (2011) proposent une approche orientée-objet pour la détection des routes endommagées, combinée avec des caractéristiques de formes, géométriques et spectrales associées aux vecteurs de route d'un système d'information géographique (SIG) sur une image QuickBird de 0,6 mètre d'avant la catastrophe. En premier lieu, les auteurs procèdent à une segmentation multi-échelle pour obtenir l'image objet pour discriminer les objets à cause de la très forte homogénéité entre divers objets présents. Ils se servent d'une zone tampon des vecteurs route-SIG et l'image de route extraite pour éliminer les segments non-route. Ensuite, les caractéristiques texturales (entropie, écart-type, rapport de bande), caractéristiques géométriques (indice de forme) et caractéristiques spectrales (moyenne spectrale) sont employées pour l'extraction de la route. Ils procèdent à un recalage entre l'image après la catastrophe et les images

de vecteurs routes avant le sinistre suivi d'un seuillage adapté. Pour terminer, ils émettent l'hypothèse que les segments de route discontinus sont des dommages sur la route et sont identifiés par la superposition de l'image résultante de l'extraction de routes et les vecteurs routes des SIG (Figure 3.17).

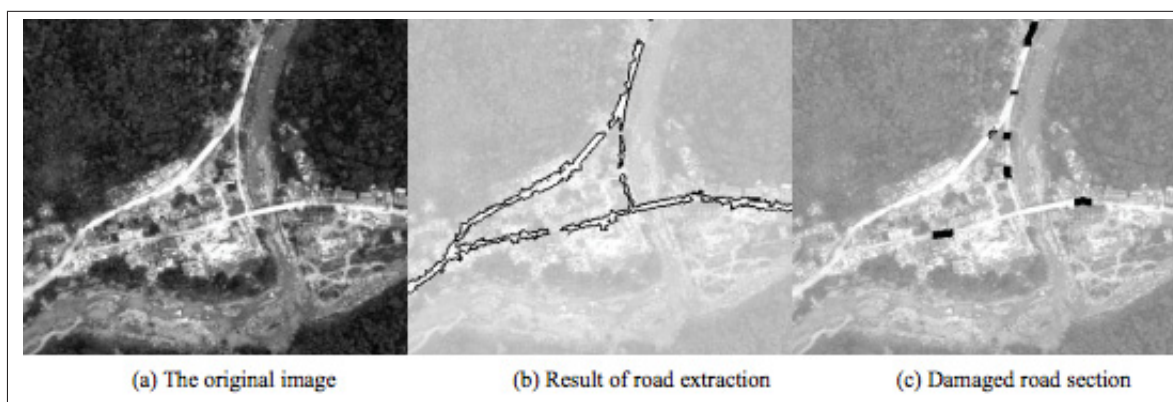


Figure 3.17 Illustration de l'identification visuelle respectivement de l'image originale (a) de l'extraction de routes (b) et des dommages sur les routes (c) [Wang *et al.* (2011)]

Tiede *et al.* (2011) abordent dans le même sens que dans le cas précédent où il est question de recaler l'image des routes extraites et l'image des vecteurs de routes. Les images sont issues du capteur GeoEye-1 (2 m et 0,5 m de résolution spatiale respectivement multispectrale et panchromatique). Ils procèdent à une comparaison de toutes les entités d'intérêt classifiées (végétation, ombre extraite, ombre portée de la végétation) avec leur correspondance dans chacune des deux images. Finalement, ils produisent une carte indicative des dégâts. La validation est qualitative en utilisant comme référence une base de données (Haïti, 2010).

Huang *et al.* (2014) utilisent les informations contextuelles et topologiques dans un processus de champs de Markov pour la détection de routes. Ils procèdent en premier lieu par une analyse de la segmentation basée objet (*object-based image analysis-OBIA* en anglais). Ensuite, ils calculent les différentes caractéristiques de couleur, de texture et d'histogramme de gradient (HOG) pour entraîner le modèle de champs de Markov à partir de trois différentes régions

d'images Quickbird (15 rurales, 15 périurbaines et 20 urbaines). La vérité terrain a été réalisée manuellement via le logiciel ArcGis et les résultats obtenus sont concluants.

3.6.2 Évaluation et quantification des routes endommagées

Logique floue et orientée-objet

Haghighattalab *et al.* (2010) utilisent la segmentation, la classification et la logique floue pour extraire et évaluer les routes endommagées à partir des images Quickbird *pan-sharpened*.⁴ La segmentation multirésolution est employée par les auteurs pour générer une image des objets par le biais du logiciel eCognition avec des jeux de critères d'homogénéité optimisés par les poids attribués aux formes et un critère de densité. Ils emploient le classificateur *plus proche voisin* (PPV) pour détecter les dommages en utilisant les mesures classiques de texture (contraste, corrélation, énergie, homogénéité). Cinq classes (routes, bâtiments détruits, arbres, ombres et voitures) ont été discriminées sur la base des caractéristiques texturales à partir d'une image après la catastrophe. Les auteurs précisent que leur algorithme n'est pas nécessairement un algorithme d'extraction de routes. Ils ont superposé les zones de routes (vecteurs routes) sur l'image originale et ont obtenu un masque via une carte routière (incluant les coordonnées, l'information topologique et les attributs) sur l'image satellite. Pour la détection automatique et l'évaluation des routes endommagées, les auteurs proposent une approche basée sur la logique floue. Après avoir extrait les zones de routes à partir des images après la catastrophe, ils constatent que ces zones routières ne sont pas composées uniquement d'objets endommagés et non endommagés. La présence d'objets tels que l'ombre, les arbres et les voitures sont autant de défis à relever lors de ce processus. La technique de la logique floue évaluera le degré de dommages sur les routes avec comme paramètres d'entrée le résultat de la classification et comme variables de sortie, bloquée et non bloquée. Avec la boîte à outils de la logique floue de MATLAB, ils réussissent à faire cette évaluation. Les variables d'entrées du système de logique floue (SLF) : (1) bâtiments détruits, (2) arbres (3), ombres, (4) routes, (5) voitures.

4. fusion d'une image panchromatique à haute résolution et d'une image multispectrale à plus basse résolution pour créer une seule image couleur à haute résolution

Pour la route, chaque paramètre représente le ratio de la classe correspondante sur le total des segments sur la route. Pour chaque classe, trois fonctions sont définies : faible, moyen, fort. Deux fonctions sont définies pour la défuzzification : route bloquée et route non bloquée. Par exemple avec une grande ombre sur la route, la route n'est pas bloquée, car cela prouve que l'ombre portée provient de bâtiments non détruits (Figure 3.18).

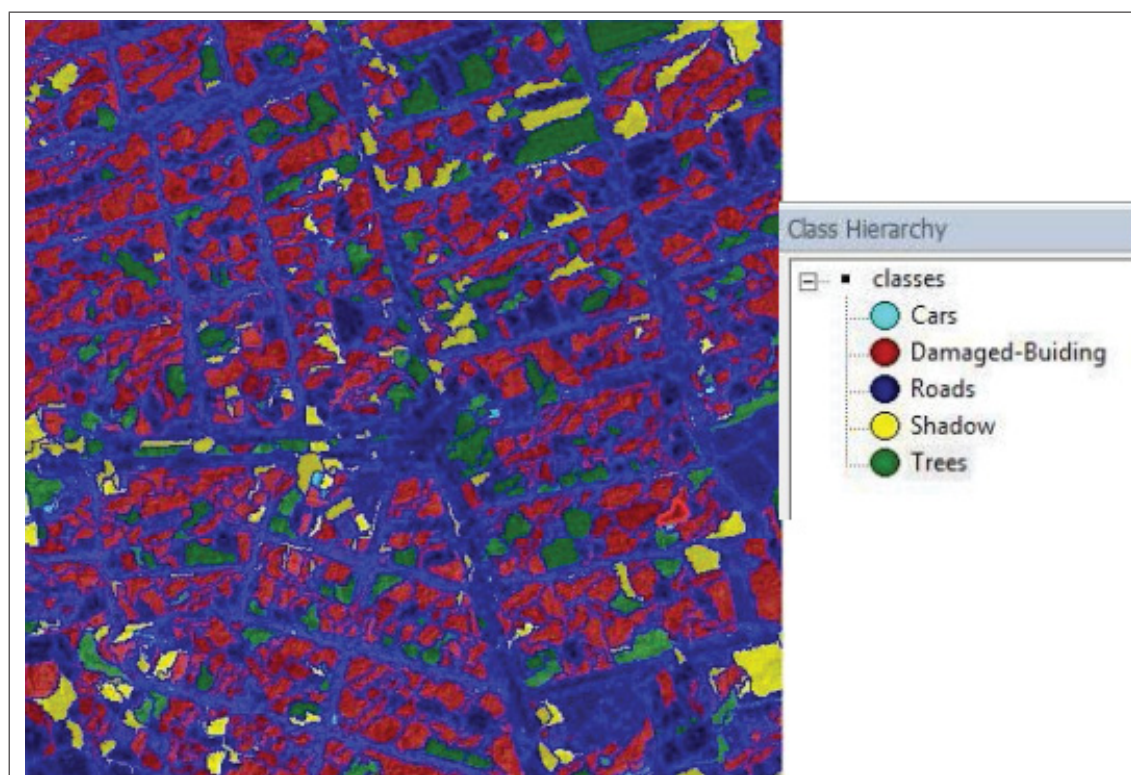


Figure 3.18 Résultats de la classification orientée-objet [Haghighattalab *et al.* (2010)]

Dans le même ordre d'idées, Samadzadegan & Zarrinpanjeh (2008) proposent une évaluation des dommages orientée-objet à partir des vecteurs routes de l'image THRS avant et après crise. Ils définissent les propriétés de la route pour extraire les caractéristiques de routes (coordonnées spatiales, informations topologiques et les attributs) à partir d'une carte vectorielle. Ces informations sont utilisées pour localiser les zones routières sur l'image après la catastrophe. Ils éliminent toutes les occlusions (ombrage, végétation). Les objets endommagés et non endommagés sont détectés au moyen des caractéristiques spectrales et texturales. Les auteurs se

basent sur la segmentation orientée-objet et la logique floue pour déterminer les objets endommagés ou non endommagés. Les premiers résultats montrent une classification des objets : les artefacts, d'une part, et, d'autre part, les objets caractérisés comme détruits ou non détruits. En fonction des informations auxiliaires telle la largeur de route pour déterminer les zones routières, l'algorithme de bassin versant est appliqué pour la segmentation orientée-objet et un rehaussement des contours est effectué avant la segmentation d'images. Ensuite l'analyse du profil de la route est effectuée pour générer un critère pour localiser des zones sur le réseau routier. Un système de logique floue prend en compte les formes et les dommages. Le profil des zones routières incluses dans ce système de logique floue permet de détecter les routes intactes ou détruites complètement à partir des images Quickbird fusionnées ou *pan-sharpened* en anglais de THRS.

Quantification des dommages et SIG

Lors d'une catastrophe, les secours ont besoin de savoir le degré de destruction des infrastructures. Li *et al.* (2010a) établissent un système d'index pour l'évaluation de dommages basée sur la longueur, la largeur et l'environnement de la route. Cette évaluation a pour donnée d'entrée la différence entre les images post-crise et avant crise. La segmentation des zones sinistrées est effectuée. À partir des zones sinistrées, ils calculent les caractéristiques spatiales et géométriques de chacune des zones de dommage. Avec l'hypothèse que les zones sinistrées sont irrégulières, les auteurs définissent le profil de la route respectivement avec la longueur, la largeur et la direction perpendiculaire de la route pour calculer les indices d'évaluation de dommages. Le modèle d'évaluation de dommages est obtenu empiriquement pour apprécier le degré de destruction sur les routes (niveau de dommages des blocs, niveau d'une seule route et le niveau de la zone). Ils définissent quatre niveaux de dommages selon les différentes catégories, à différents moment ou différentes zones : (1) intact, (2) dommage fin, (3) dommage modéré, (4) dommage critique en plus des cinq index d'évaluation : (1) taux total des longueurs endommagées, (2) taux total des régions endommagées, (3) moyenne des largeurs endommagées, (4) nombre de blocs endommagés, (5) nombre complet de blocs détruits. Les critères

de dégradation des dommages sur les routes en fonction des différents degrés d'échelles sont présentés au Tableau 3.9.

Tableau 3.9 Critères de gravité des dommages sur les routes en fonction des différents degrés d'échelles

Niveau de dommage	Très Léger	Fin	Modéré	Critique
1. Taux total des longueurs détruites	$\leq 0,10$	$(0,10 - 0,30)$	$([0,30 - 0,50)$	$\geq 0,50$
2. Taux total des régions détruites	$\leq 0,06$	$(0,06 - 0,21)$	$([0,21 - 0,40)$	$\geq 0,40$
3. Moyenne des largeurs détruites	$\leq 0,20$	$(0,20 - 0,40)$	$([0,40 - 0,60)$	$\geq 0,60$
4. Nbre de blocs endommagés	≤ 10	$(10 - 20)$	$([20 - 40)$	≥ 40
5. Nbre complet de blocs détruits	0	0	$([1 - 3)$	≥ 3

Classificateur SVM et descripteurs de texture

Pour obtenir les pixels candidats de la route dans cette étude, Rastiveis *et al.* (2015) extraient une couche de route à partir d'une carte vectorielle avant la crise. Pour améliorer l'extraction des caractéristiques et augmenter les performances de la classification SVM, ils procèdent à un rehaussement de la qualité de l'image WorldView à THRS et améliorent le recalage entre la carte et l'image du séisme d'Haïti en 2010. Six paramètres de textures (dissymétrie, variance, entropie, homogénéité, moyenne, contraste) extraits via la matrice de co-occurrence et l'information des bandes spectrales (bleu, vert, rouge) ont été nécessaires pour la classification afin d'obtenir les six classes (chemin, bâtiment, ombre, arbre, débris, voiture). Après l'étape de pré-traitement, on a pu trouver les coordonnées de la carte à partir de l'image après crise, et chaque coordonnée est transférable de la carte vers l'image et vice-versa. La classification par SVM a permis de détecter sur l'image les deux extrémités des segments de route tout en prenant en compte une zone tampon de la même largeur que la route. Ainsi, après l'extraction des zones de chemin basée sur le nombre de pixels de chaque classe, les auteurs estiment qu'il est possible d'évaluer les chemins bloqués. Le taux entre le nombre de débris sur la surface du chemin sur la totalité de la surface du chemin est employé comme paramètre de détection. Par ailleurs, si ce taux est supérieur au nombre de chemin prédéfini, le chemin est considéré alors comme inaccessible. Le chemin demeure accessible si cette condition est fausse. Éventuellement, les

chemins bloqués sont montrés avec différentes couleurs en comparaison avec les chemins non détruits et par ailleurs, les chemins détruits sont fournis. Une carte des dommages est produite. Ils présentent des résultats prometteurs avec un taux de précision très élevé pour la classe route. Une autre évaluation entre la carte des dommages faite visuellement et la méthode proposée est fournie.

Apprentissage profond et détection de changement

Cha *et al.* (2025) proposent un cadre d'apprentissage profond pour la détection automatique et l'évaluation quantitative des dommages routiers à partir d'images satellitaires pré- et post-catastrophe. Les auteurs utilisent une images optique de haute résolution spatiale avec des jeux de données xBD dans une zone rurale. Ils comparent trois stratégies de détection de changement appliquées à la segmentation sémantique des routes : la superposition temporelle (overlay), l'image de différence (difference-based segmentation) et une approche de type Siamese feature fusion. Les résultats montrent que l'approche fondée sur l'image de différence obtient les meilleures performances, avec un F1 global de 0,594. Toutefois, le rappel pour la classe damaged road reste faible (0,445), ce qui révèle la difficulté persistante à détecter l'ensemble des routes réellement endommagées, notamment en raison du déséquilibre de classes. Cet article illustre l'orientation récente du domaine vers des approches de détection de changement, fondées sur l'imagerie multi-temporelle et la segmentation profonde, dans une perspective de quantification explicite des dommages routiers.

Amélioration de l'identification des dommages à travers des données synthétiques

Chen & Lin (2025) s'intéressent à l'amélioration de l'identification des dommages routiers dans les images optiques par l'utilisation de données synthétiques générées par l'IA et de caractéristiques locales de dommage dans une zone urbaine sinistrée. Leur approche vise à pallier la rareté des routes endommagées dans les jeux de données réels, en générant des images post-catastrophe synthétiques au moyen de Gaussian noise et d'un GAN de type CoCosNet (filtrage-Mask), afin de reproduire des motifs de dégradation adaptés à des contextes régionaux comme Haïti et l'Indonésie.

Les auteurs comparent trois approches : une méthode par comparaison des réseaux routiers avant et après catastrophe, une approche Siamese (encoder-décoder) à trois classes, et une approche intégrée combinant extraction du réseau routier et identification des segments endommagés.

Les résultats montrent que l'approche intégrée offre le meilleur compromis entre continuité du réseau et détection des dommages, avec un F1 global de 67,8 %, un F1 de 79,5 % pour le réseau routier et un F1 de 38,8 % pour la classe des dommages. Cet article est particulièrement pertinent pour l'état de l'art, car il met en évidence l'intérêt de l'augmentation synthétique des données et de la prise en compte des caractéristiques locales pour améliorer l'identification des dommages routiers en contexte post-catastrophe.

Le Tableau 3.10 donne un sommaire des méthodes d'extraction et d'évaluation des routes endommagées.

Tableau 3.10 Résumé des méthodes d'extraction et d'évaluation des routes endommagées

Références	Images	Milieux	Approches
Li <i>et al.</i> (2011)	Images Optiques QuickBird THRS	Rural + Urbain	OCSVM Variogramme Information Contextuelle Bassin versant
Wang <i>et al.</i> (2011)	QuickBird Optique THRS	Urbain	Vect. SIG + AMR Fusion Texture Spectrale + Géométrie
Haghighattalab <i>et al.</i> (2010)	Images QuickBird THRS	Urbain	Logique Floue Segmentation + AMR Texture PPV
Samadzadegan & Zarrinpanjeh (2008)	Images WorldView THRS	Urbain	SVM Texture Carte Vectorielle Profil Route Matrice de Co-occurrence Évaluation dégâts
Li <i>et al.</i> (2010a)	Images QuickBird THRS	Urbain	Index d'Évaluation Information géométrique Information Spectrale
Rastiveis <i>et al.</i> (2015)	Images WorldView THRS	Urbain	SVM Texture Évaluation Dégâts Coordonnées Cartographiques
Cha <i>et al.</i> (2025)	Image Optiques THRS	Rural	Apprentissage Profond Image de différence
Chen & Lin (2025)	Images Optiques Données synthétiques	Urbain	Gaussian noise Post-traitement Modèle Extraction routes Modèle Détection dommages

Afin de synthétiser les principales méthodes présentées dans cet état de l'art, la Figure 3.19 propose une comparaison des différentes familles d'approches selon leur principe, leurs principaux avantages, leurs limites et leurs domaines d'applications. Cette analyse permet de mettre en évidence qu'aucune approche ne répond à elle seule à l'ensemble des difficultés associées à l'extraction et à l'évaluation des réseaux routiers dans les scènes complexes ou post-catastrophe, ce qui motive le développement de l'approche proposée dans cette thèse.

Approche	Principe	Avantages	Limites	Applications
Linéaire	Détection de lignes, contours et axes	Simple; efficace sur les routes continues	Sensible aux bruits et aux ruptures	Zones rurales; routes bien définies
Surfacique	Analyse des régions; textures et propriétés spectrales	Exploite plusieurs caractéristiques	Dépend de la segmentation; confusion possible	Zones urbaines et périurbaines
Orientée objet	Segmentation en objets puis caractérisation	Combine forme, texture et information spectrale	Paramétrage de segmentation délicat	Images THR, données SIG; post-catastrophes
Apprentissage automatique	Classification par SVM, OCSVM, AdaBoost, etc.	Bonne discrimination; plusieurs descripteurs	Dépend des données et caractéristiques	Route/non -route; état des routes
Apprentissage profond	Apprentissage automatique des caractéristiques	Forte capacité d'automatisation	Besoin de données et de calculs	Segmentation et extraction à grande échelle
Routes endommagées	Détection de changement et classification des dommages	Directement utile en gestion de crise	Scènes complexes; occultations; débris	Séisme; identification des routes bloquées; analyse d'accessibilité et établissement d'itinéraires d'urgence

Figure 3.19 Comparaison des principales approches d'extraction des routes

3.7 Conclusion partielle - Chapitre 3

Limites des techniques d'extraction de la route et des dommages

La robustesse des algorithmes d'analyse et de traitement d'images satellitaires pour l'extraction de routes est fonction du contexte, de la méthode employée et des objectifs à atteindre. Parmi les critères cités dans la littérature, les principales métriques qui sont d'usage sont les critères de taux d'omission (oublis de segments de routes) et les commissions (ajout de segments de routes ou fausses alarmes).

Le suivi de route est plutôt opérationnel. On veut savoir si la route est réellement obstruée par un artéfact ou par un accident, d'une part, et, d'autre part, si l'on n'est pas en face d'une fausse détection de routes. Certains auteurs recherchent une extraction topologiquement correcte alors que d'autres misent beaucoup sur la précision de la détection. Ainsi, le score de bonne détection est subjectif plutôt qu'objectif dans plusieurs des cas. La plupart des évaluations de l'extraction des routes se fait de façon qualitative plutôt que quantitative. Malgré cela,

les métriques d'évaluation quantitative ont été employées dans l'extraction de routes à travers quelques articles (Senthilnath *et al.* (2009) ; Heipke & Mayer (1997) ; Bacher & Mayer (2005) ; Harvey (1999)).

Il est difficile de faire une comparaison quantitative des algorithmes d'extraction de routes en se basant sur certains critères à savoir la difficulté du milieu d'étude, la complexité algorithmique, le nombre de bandes spectrales (panchromatiques versus multispectrales), la finesse de la résolution spatiale, la rapidité de production cartographique des images traitées, les résultats qualitatifs et quantitatifs trouvés, etc. Par contre, nous pourrions analyser les causes de leurs défaillances respectives et identifier comment certains algorithmes d'extraction de routes ont réussi à les surmonter.

Pour l'évaluation des dommages sur les routes, plusieurs auteurs Bitelli *et al.* (2004), Rastiveis *et al.* (2015), Taskin K. *et al.* (2011), Zheng *et al.* (2006), Li *et al.* (2011) et Li *et al.* (2010b)) utilisent des approches de classification prometteuses qui donnent de bons résultats, nous allons nous en inspirer. La difficulté d'acquisition de la haute résolution pour les images radars nous a contraint à ne pas procéder à l'évaluation des dégâts.

Analyse et cause de leurs échecs

Plusieurs points sont ressortis de cette revue de littérature. Tout processus d'extraction de routes doit être en fonction des objectifs posés et des contextes d'application. Les performances et les attentes des résultats sont intimement liées aux techniques employées pour le modèle de la route adoptée et la démarche méthodologique associée.

Les méthodes d'extraction de routes sont pour la grande majorité basées sur des corrélations de profils ou d'initialisation (saisir un point ou une direction de recherche). Toutefois, ces méthodes sont fortement sensibles aux bruits et aux changements d'environnement ou de la nature de la route (variabilités intrinsèque et extrinsèque de la route).

D'autres grandes familles d'extraction de routes se basent sur l'approche multirésolution (réseau hiérarchisé à différentes échelles). Le tout est axé sur les caractéristiques intrinsèques

de la route (contraste du voisinage, bords parallèles, largeur de la route, faible courbure, etc.) pour permettre l'introduction des contraintes guidant la détection tout en apportant une grande robustesse.

Par ailleurs, des approches utilisent des informations contextuelles et des règles de base afin de mieux guider la détection de route.

Puis, il y a des méthodes qui font usage des données auxiliaires et s'en servent comme des contraintes de recherche ou comme des connaissances *a priori*.

Les obstacles sur la route ou aux bordures de la route causent également des occlusions dans l'image et rendent ainsi l'extraction difficile. Ces artefacts peuvent être la présence d'un véhicule sur la route, l'ombre portée des arbustes ou des bâtiments sur la chaussée, etc.

D'ailleurs, avec les capteurs de satellites à THRS, les voitures, arbustes, etc. sont visibles sur l'image et occultent les rues. Ce dernier volet qui a trait au bruit est principalement l'une des causes des défaillances de la performance des algorithmes. Les modèles ne peuvent pas être génériques et s'adapter à tous ces défis soulevés précédemment.

Dans un autre ordre d'idées, la limitation de certaines approches réside dans la qualité d'initialisation. Par exemple, l'initialisation doit prendre en compte l'ensemble des morceaux de segment de routes sous peine d'éloigner la convergence de l'algorithme. Pour remédier à la non convergence de l'algorithme dû au problème d'initialisation, il faut créer un modèle à partir de contraintes plus fortes et plus sélectives.

Ainsi, parmi les causes de certaines défaillances, on note les écarts existant entre le modèle théorique établi et les données. À cause de la très forte variabilité de la route et des contraintes radiométriques, les écarts peuvent être d'ordre divers. Il pourrait s'agir des écarts par rapport au modèle géométrique (la variation de la largeur et du parallélisme des bords de la rue), des écarts par rapport au modèle topologique (la connexité et la forme des réseaux de rue), des écarts par rapport au modèle radiométrique (la texture de la route peut varier suivant son axe).

Malgré la complexité de l'extraction de routes et surtout dans notre contexte d'étude qui est le milieu urbain à forte hétérogénéité radiométrique, nous pourrions à l'aide des lectures, trouver une famille d'algorithmes d'extraction de routes ou procéder à une coopération d'algorithmes capables de surmonter ces défis.

Malgré l'acquisition des images radars en tout temps, la complexité de leurs interprétations et la basse résolution constituent un frein pour la détection et l'évaluation des dommages sur les routes. Plusieurs techniques de classification sont proposées avec des stratégies différentes pour la discrimination entre les objets d'intérêts (routes détruites et les dégâts).

Recommandation et approches prometteuses

On peut affirmer sans se tromper, que les données extérieures apportent une plus-value à la convergence des algorithmes. L'apport d'une carte géographique permet de guider l'interprétation de l'image. Cette carte permet de lever certaines ambiguïtés créées par des artéfacts ou de régler en partie les problèmes d'occlusion (Zhang & Couloigner (2004) ; Peng *et al.* (2008)). Mais, cela est fonction du degré de confiance accordée à la référence qu'est la carte, au niveau de la géométrie, de l'exhaustivité, de la topologie et de nos objectifs à atteindre. La plupart des échecs sont dus aux écarts entre le modèle théorique et les données associées. Pour y remédier, il est proposé quelques voies de solution :

- description sémantique et modélisation de tous les éléments pertinents relatifs à la route ;
- affranchissement d'une partie du bruit, en plus d'être dans un milieu urbain fortement dense l'apport de la multirésolution serait grandement apprécié (Couloigner & Ranchin (2000), Heipke & Mayer (1997), Laptev *et al.* (2000) et Hinz & Baumgartner (2003)) ;
- prise en considération des différentes sources de données de terrain : les informations sur les carrefours, les modèles numériques d'élévation, la fusion d'images, les cartes géogra-

- phiques géoréférencées (représentation stylisée des objets), les cartes topographiques (la position planimétrique et altimétrie, la forme, la dimension, l'identification des objets)⁵ ;
- considération d'un modèle basé sur des critères géométriques (parallélisme des bords de rue) ajouté aux informations radiométriques pour augmenter la robustesse des algorithmes ;
 - apport des connaissances *a priori* et contextuelles, par exemple l'information sur les routes pour contraindre le modèle peut être une avenue prometteuse dans l'extraction et la détection des routes dégradées. Dans la littérature, de nombreux travaux ont donné des résultats satisfaisants avec les techniques telles que SVMs, OCSVMs, AdaBoost avec l'emploi de la texture (LBP).

Dans cette partie de l'état de l'art consacrée à l'extraction de routes, à la détection et à la quantification des dégâts sur les routes, un tour d'horizon a été fait sur la grande variabilité des routes dans l'image due aux changements constants de la résolution spatiale des nouveaux capteurs et les différentes zones géographiques. Cette prouesse technologique relative à la très haute résolution spatiale a été le moteur d'une multitude de techniques et de méthodes sur la détection et l'extraction de routes à partir des images dont nous avons fait ressortir quelques points saillants. La plupart des algorithmes d'extraction de routes ne sont pas génériques et leurs performances reposent sur des cas spécifiques ou sur la résolution d'un problème précis. Les travaux sur la détection et la quantification des dégâts ont permis de circonscrire notre champs d'étude. D'autre part, il y a eu peu de recherches sur l'évaluation quantitative dans la littérature ces dernières décennies, surtout dans le cas des catastrophes majeures pour la comparaison et validation des résultats.

Choix des méthodes utilisées

Le choix des méthodes retenues dans cette thèse repose sur plusieurs critères liés à la nature des données, aux caractéristiques des routes et aux objectifs poursuivis. Les approches ont notamment été sélectionnées en fonction de leur capacité à traiter des images optiques et radar,

5. Trois niveaux se dégagent pour exprimer l'apport de la carte : niveau sémantique (attributs qualifiant les objets), niveau géométrique (forme, position, configuration des objets), niveau topologique (structuration des objets)

à exploiter les propriétés spectrales, géométriques et texturales des routes, à réduire l'influence du bruit et à s'adapter à des scènes de complexité variable.

La complémentarité des méthodes a également constitué un critère important : l'analyse multi-résolution et l'angle spectral ont été privilégiés pour l'extraction sur les images optiques, tandis que le filtrage du chatoiement et la transformée en beamlets répondent davantage aux particularités des images radar. Enfin, les descripteurs TH, HOG et LBP, associés aux classificateurs SVM, OCSVM et AdaBoost, ont été retenus pour leur capacité à caractériser et à discriminer les routes intactes et endommagées. Ces choix visent ainsi à construire une chaîne méthodologique complémentaire, adaptable aux différents types d'images et aux conditions rencontrées en contexte post-catastrophe.

Ces choix méthodologiques constituent ainsi la base de la chaîne proposée dans cette thèse. Le chapitre suivant présente en détail les méthodes retenues pour l'extraction des routes à partir des images satellitaires optiques et radar.

CHAPITRE 4

EXTRACTION DES ROUTES À PARTIR DES IMAGES SATELLITAIRES OPTIQUES ET RADARS

4.1 Introduction

L'étude bibliographique a permis de dégager un certain nombre d'orientations pour mieux appréhender et circonscrire le cadre de travail. L'une des causes des défaillances des différentes approches réside dans le fait que les modèles de routes sont trop affinés et mal adaptés à certaines contraintes telles que la fonction et la nature de la route.

Dans le cas d'une catastrophe majeure, la présence de débris se retrouve sur une grande superficie et couvre la plupart des voies de communication. En plus, dans un environnement hétérogène comme le milieu urbain, la présence d'artefacts (voitures, arbres, ombre portée de arbres et des poteaux électriques, marquage au sol) provoque des occlusions partielles de la route à extraire et affecte la qualité de l'extraction des routes. Notre approche sera basée essentiellement sur une architecture modulaire afin de relever les défis évoqués. Cette solution passe par une interprétation locale de l'extraction suivie d'une évaluation des routes.

Dans la première partie de ce chapitre, il sera question de l'extraction des routes par l'algorithme de l'angle spectral et de l'analyse multirésolution. Les différentes théories de ces techniques et leurs algorithmes seront présentés. Dans la deuxième partie, l'extraction des routes sera basée sur la transformée en beamlets pour les images radars. Enfin, ce chapitre se terminera par la définition des métriques et la validation des différents opérateurs de routes.

4.2 Extraction de route par angle spectral et la multirésolution

4.2.1 Mise en contexte et défis

Le problème de l'imagerie satellitaire à THRS est de relever certains défis tels que la grande taille des images et leur grosseur (stockage ou mémoire). Ce qui entraîne comme premiers défis, la mise en oeuvre efficace des algorithmes d'indexation de l'information pertinente et de la réduction des opérations de traitement de cette masse d'informations. La prouesse technologique des capteurs de nouvelles générations avec la THRS, qui permettent la détection de plusieurs éléments au sol, vient avec son lot de nombreux détails qui constituent des bruits. Ce deuxième défi est constitué de bruits qui perturbent la détection et l'extraction des éléments d'intérêt.

Lors d'une catastrophe majeure, la plupart des infrastructures sont endommagées. On observe beaucoup de débris sur une grande superficie. En plus, le milieu urbain est connu pour posséder une forte hétérogénéité entre différentes occupations du sol. Ces divers phénomènes rendent difficile l'identification et l'extraction des routes sur une image.

Pour parvenir à relever ces défis, l'AMR connue sous le nom d'analyse multiéchelle ou encore pyramide d'images peut-être utilisée pour générer plusieurs versions simplifiées de l'image originale et ainsi réduire le niveau de détails tout en conservant l'information (préservation de contours) sur les structures d'intérêt. Selon Jolion (1990), l'application de l'AMR permet la réduction du nombre d'opérations à effectuer pour le traitement d'images et permet également de cibler l'information d'intérêt, c'est-à-dire l'existence d'une résolution pour laquelle la recherche et l'extraction sont facilitées. En un mot, l'objectif de cette représentation est de simplifier l'information de départ pour l'efficacité des opérations subséquentes.

Cette structure de données est alors utilisée conjointement avec l'algorithme de détection de routes sur l'image THRS proposée dans l'article de Christophe & Inglada (2007)¹ afin de

1. Implémentation disponible dans la bibliothèque Orféo Toolbox-OTB

localiser rapidement les segments de routes dans un premier temps, et ensuite d'en évaluer la qualité d'extraction.

4.2.2 Intérêt de la représentation pyramidale multi-échelle dans l'imagerie satellitaire

Une étude de Wemmert *et al.* (2009) a montré les avantages de l'utilisation de l'information multirésolution durant les processus d'analyse d'images satellitaires. Cette technique de multirésolution prend en compte toute l'information apportée par des images satellitaires d'une même scène, acquises à une seule résolution puis décomposées en une pyramide multirésolution (résolutions différentes). Aussi, l'intérêt de l'AMR réside dans sa capacité à présenter une image suivant des résolutions successives, chacune permettant de mettre plus ou moins en évidence des phénomènes locaux caractéristiques. Par ailleurs, il ne crée aucune nouvelle structure non existante dans l'image d'origine, d'une part, et, d'autre part, traite les structures indépendamment de leur taille (compression de mémoire) qui réduit ainsi la charge de calcul de façon significative.

L'information multirésolution peut servir à enrichir la segmentation des éléments d'intérêt dans une image donnée. Or segmenter une image consiste à repérer des zones d'intérêt de l'image appartenant à un objet et à les étiqueter en vue d'une reconnaissance de forme. L'AMR conduit à une approche basée sur l'évolution des contours à différentes échelles. La recherche des objets contenus dans une image est basée sur la luminance (sa signature spectrale). Cette détection est rendue possible par une variation significative d'un paramètre caractéristique de cette information afin de la distinguer des autres éléments voisins. Une approche classique est de rechercher des « contours » ou des « textures » par des variations premières ou secondes de l'intensité lumineuse. Encore, il faut que ces caractéristiques puissent être extraites du voisinage immédiat. Par exemple, si un contour fin et non bruité ne peut être détecté que par une analyse très fine et très localisée, alors cette analyse rencontrera de la difficulté à détecter ce contour dans un environnement bruité. Il faut un outil capable d'analyser comme un microscope en fournissant des caractéristiques de l'image originale à diverses échelles. Et cela est rendu possible par une analyse multirésolution. Cet algorithme permet une décomposition de l'image origi-

nale en plusieurs sous-images hiérarchiques. Une représentation de plus en plus grossière qui permet d'exclure les éléments moins pertinents et atténuer l'effet du bruit. Cette représentation multiéchelle permet de mieux suivre la détection des contours. Cet espace d'échelle d'une image consiste en une superposition ordonnée de plusieurs « *vues* » de cette image à diverses échelles. Cette représentation hiérarchique permet par exemple de détecter des contours à une faible résolution, puis de suivre ceux-ci en remontant aux diverses échelles afin de les localiser précisément à haute résolution. Pour chaque entité de l'image, il existe une résolution donnée qui facilite la recherche.

4.2.3 AMR appliquée dans la détection des routes

Plusieurs types d'images de divers contextes font l'objet de tests pour la validation de notre approche méthodologique. L'un des objectifs principaux est de faciliter la tâche des photointerprètes en réduisant considérablement les fausses alarmes dans l'extraction des structures linéaires, en particulier les routes, à la suite d'une crise majeure et de déterminer les points de cassures et les effondrements sur celles-ci.

En réalité, lors d'une crise majeure, les voies d'accès aux populations et aux hôpitaux de fortune sont capitales. Ainsi, l'identification et la localisation des routes font partie des requêtes formulées par les utilisateurs sur le terrain lors des opérations. D'ailleurs, la route se distingue des autres occupations du sol par ses caractéristiques. La fonction d'une route détermine sa forme géométrique (profils longitudinal et transversal). Les routes principales, les routes secondaires et les ruelles présentent des largeurs différentes. En plus des différentes variabilités typologiques, ces caractéristiques énumérées ne suffisent pas pour les discriminer des autres éléments présentant des informations similaires. Les détails, qui caractérisent les structures représentées, changent selon la résolution de l'image, d'où l'importance de considérer plusieurs niveaux de résolution pour les décrire et les analyser. Une résolution unique adaptée à toutes ces entités de largeurs différentes ne peut être envisagée. Pour chaque entité de l'image, il existe une résolution pour laquelle la recherche (c.-à-d. détection) et l'extraction (c.-à-d. localisation) sont facilitées. L'emploi de l'AMR permet d'accroître la robustesse de l'algorithme

face au bruit et ainsi accélérer la convergence de l'algorithme multirésolution (Baumgartner *et al.* (1999) ; Couloigner & Ranchin (2000)). Selon Spiric (2011), Lindeberg (1994), Heipke *et al.* (1995), Péteri & Ranchin (2004) et Couloigner & Ranchin (2000), l'analyse multirésolution (AMR) permet de mettre l'accent sur l'objet d'intérêt et d'éliminer les artéfacts (bruit) qui nuisent lors de l'analyse d'images.

4.2.4 Décomposition multirésolution et représentation pyramidale d'images

4.2.4.1 Décomposition multirésolution

Lors de la détection d'objets dans une image, il est primordial de conserver le maximum d'informations et de minimiser les pertes tout en conservant la forme physique des objets d'intérêt. Des études ont été menées par Harris & Stephens (1988), Schmid & Mohr (1997) et Moravec (1981) sur les caractéristiques invariantes appliquées aux problèmes de détection et de recherche de correspondance. Ces travaux apportent une amélioration quant à l'invariance à la translation et à la rotation, mais demeurent très sensibles aux changements d'échelle, angle d'observation, etc. En 2004, Lowe améliore considérablement les faiblesses des précédents détecteurs avec ses descripteurs SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*). Une approche adaptée des premières étapes de l'algorithme de Lowe (2004) est proposée afin d'améliorer les performances de l'extraction en augmentant le degré de détectabilité des routes. En effet, notre approche utilise le module de filtrage successif de l'algorithme SIFT proposée par Lowe afin d'avoir une structure pyramidale robuste. Cette étape initiale de la technique de Lowe est basée sur une représentation de l'image d'entrée à de multiples résolutions. Elle est mise en oeuvre en utilisant la différence gaussienne pour la détection des points d'intérêt potentiels de l'image invariants à l'échelle et à l'orientation. Les images résultantes sont obtenues à la suite d'une convolution successive de l'image originale par un filtre gaussien en utilisant un noyau équivalent au facteur d'échelle σ .

Plus précisément, l'espace d'échelle d'une image $I(x, y)$, défini par une fonction $L(x, y, \sigma)$ est constituée d'une série d'images filtrées. Ces images résultantes sont produites par la convolution de la fonction gaussienne $G(x, y, \sigma)$ avec l'image d'entrée, $I(x, y)$:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (4.1)$$

où $*$ est l'opération de convolution et

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (4.2)$$

Les images résultantes générées sur les échelles d'une octave (intervalle entre deux niveaux de résolutions) sont le résultat de la convolution successive de l'image initiale par le noyau du filtre gaussien dont l'écart-type est le facteur d'échelle. L'impact obtenu est un lissage. Ce lissage graduel réduit l'effet du bruit et accentue les bords. Cette opération de lissage améliore la qualité visuelle de l'image. La plupart des objets ayant une taille inférieure à la longueur de l'écart-type se voient atténués. À contrario, un noyau de taille élevée réduira fortement les régions de contrastes qui délimitent les contours des routes. Il est préférable d'avoir une taille variable en fonction des objectifs de traitement d'image à effectuer. On effectue plusieurs convolutions successives à partir d'un noyau gaussien de petite taille pour obtenir les caractéristiques d'un filtre gaussien idéal plus large.

Les images lissées produites sont séparées par un coefficient constant (k) dans l'espace d'échelle avec $k = 2^{(1/(s-1))}$ où s représente le nombre d'images lissées générées par octave-axe vertical (4 images pour notre représentation pyramidale), donc $k=1,26$. Ce coefficient (k) est déterminé de telle sorte à discrétiser l'espace d'échelles en suivant une progression géométrique : $\sigma, k\sigma, k^2\sigma, \dots, 2\sigma$.

4.2.4.2 Représentation pyramidale

Le modèle qui sous-tend cette technique est une structure pyramidale bien hiérarchisée qui consiste à générer des versions simplifiées d'une image I_0 dans un premier temps et dans un deuxième temps, d'analyser le degré de perte d'informations entre deux images successives générées. Une même scène observable à différentes résolutions spatiales où chacune des scènes correspond à une version de l'image I_0 à une résolution réduite. En effet, une pyramide d'images revient à une représentation discrète construite par lissage (filtre passe-bas) et suivie d'un sous-échantillonnage successif pour la construction de cette structure pyramidale avec des images de dimension réduite. L'objectif est de simplifier l'information initiale pour procéder à des traitements subséquents sur les résolutions réduites. Communément, la technique pyramidale employée est basée sur le filtrage successif par noyau Gaussien discret normalisé par un facteur σ^2 , l'écart-type du noyau de filtrage gaussien (Lindeberg (1994)). Chaque itération génère un niveau de pyramide avec une série d'images en decrescendo en termes de résolution. Cette structure pyramidale offre la possibilité de compression de mémoire à cause de la réduction de la taille des images subséquentes.

Ce filtrage successif (avec le même noyau) est ensuite suivi d'un sous-échantillonnage à tous les deux pixels de l'image permettant de respecter le théorème de Nyquist-Shannon et de conserver un grand nombre d'échantillons représentatifs pour restituer et garantir la reconstruction de l'information initiale. Cette méthode d'échantillonnage est effectuée par une interpolation bilinéaire qui assigne une intensité pondérée par un ensemble de pixels (4 pour notre cas d'étude) permettant ainsi une réduction des distorsions visuelles apparaissant suite à un redimensionnement de l'image. Ainsi, la structure construite présente une arborescence quaternaire 4-connexe sans recouvrement où la somme pondérée des quatre pixels du niveau inférieur est évaluée pour chaque pixel du niveau courant (Tableau 4.1).

Tableau 4.1 Premiers coefficients binomiaux avec le triangle de Pascal

n	$C_{n,k}$									
1	1									
2	1 1									
3	1 2 1									
4	1 3 3 1									
5	1 4 6 4 1									
6	1 5 10 10 5 1									
7	1 6 15 20 15 6 1									
8	1 7 21 35 35 21 7 1									
9	1	8	28	56	70	56	28	8	1	

Dans la pratique, les approches pyramidales sont basées sur des filtres binomiaux pour bénéficier en temps de traitement et pour approximer le filtrage gaussien par les coefficients du triangle de Pascal. Le triangle de Pascal (Tableau 4.1) est utilisé pour les développements binomiaux dans la théorie des nombres (Équation 4.3 et Équation 4.4). Ainsi, les coefficients binomiaux $C_{n,k}$ sont les coefficients du binôme $(a + b)^n$ développé :

$$(a + b)^n = \sum_{k=0}^n C_{n,k} a^{n-k} b^k \quad (4.3)$$

où p et n sont des paramètres de combinaison. p indique le nombre de combinaison possible de p éléments dans un ensemble de n éléments.

$$C_{n,k} = \binom{n}{k} = \frac{n!}{(n-k)!k!} = \binom{n}{n-k} \quad (4.4)$$

Ces coefficients $C_{n,k}$ fournissent une meilleure approximation du noyau gaussien pouvant respecter les contraintes de dimension finie et de valeurs discrètes (Meer *et al.* (1987)). La taille du noyau doit être spécifiée en rapport avec les tous premiers coefficients de l'expansion binomiale. La première expression de l'équation présente les coefficients de binomiaux, lesquels indiquent la probabilité que l'évènement k se produise dans n tests. À titre d'exemple, les coefficients pour un filtre binomial de taille $n = 3$ est $\frac{1}{4}(1, 2, 1)$.

Cette structure pyramidale (Figure 4.1) se résume en trois étapes distinctes itératives : (1) initialisation (2) filtrage du niveau n afin de réduire le contenu haute fréquence (3) sous-échantillonnage du niveau n par un facteur 2 sur chaque dimension qui a pour effet, en partie, de doubler le facteur d'échelle, c'est-à-dire de réduire la taille des images d'un facteur 4 à mesure que l'on monte le long de la pyramide (Algorithme 4.1). La base de la pyramide est généralement l'image à pleine résolution.

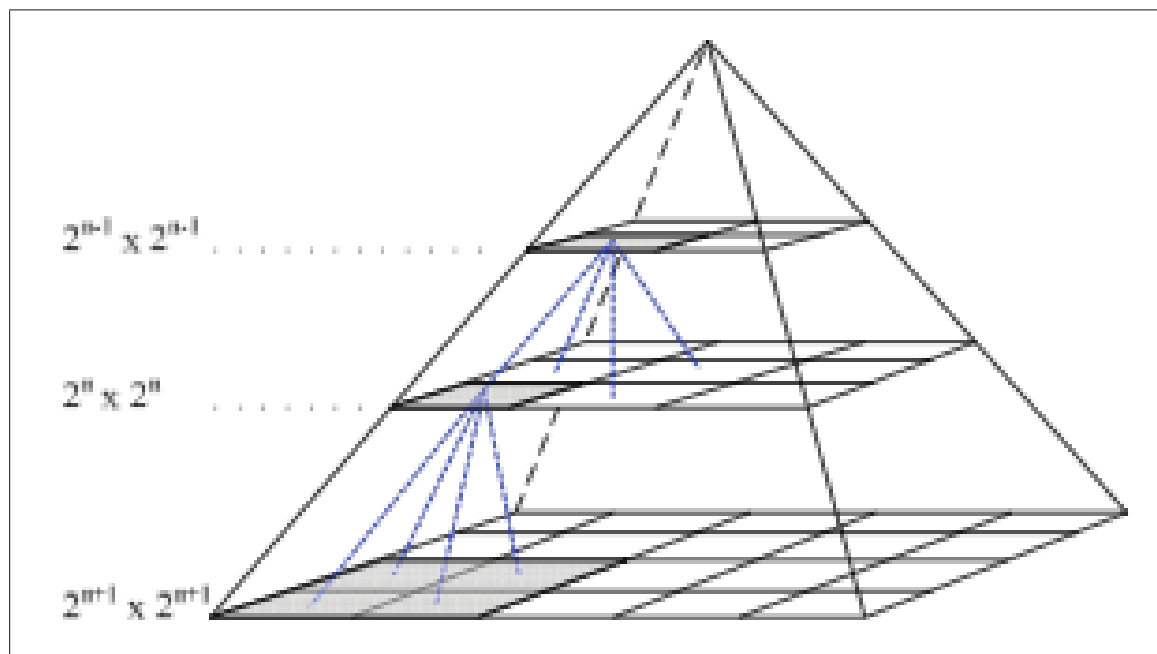


Figure 4.1 Représentation hiérarchique avec la combinaison linéaire de l'information des niveaux précédents.

Algorithme 4.1 Génération de la pyramide d'images

- a. Données en entrée : Image multispectrale, image à M_i bandes
- b. Image multispectrale filtrée
- c. Initialiser chaque image monobande : $I_n = I_0$
- d. Ajuster l'intensité et l'extraction de M_i bandes
- e. Filtrer individuellement chaque bande par un noyau Gaussien suivant les deux dimensions (X, Y) : $J_n = F_0(I_n)$ (boucle de filtrage récursif : $\sigma_i = k\sigma_{i-1}$)
- f. Recomposer l'image multispectrale : Ajout d'image I'_n à la liste générée
- g. Faire Sous-échantillonnage de niveau (n) par un facteur 2 dans chaque dimension : $I_{n+1} = E(J_n)$ Sommes pondérées des 4 pixels du niveau supérieur avec les coefficients binomiaux : $C_{n,k} = \frac{n!}{(n-k)!k!}$
- h. Faire le prochain niveau inférieur : $I_n = I_{n-1}$ et retour à l'étape e.

4.3 Méthodologie d'extraction de route réalisée conjointement avec l'AMR

L'objectif de cette étape d'extraction de routes conjointement avec l'AMR est d'apprécier le potentiel de l'AMR pour la réduction du bruit et des fausses alarmes dans le traitement d'images à plusieurs bandes.

Premièrement pour la construction de la pyramide d'images, on décompose les images multispectrales afin d'appliquer un filtrage gaussien pour réduire les hautes fréquences. Ensuite, on procède à un sous-échantillonnage par un facteur de 2 sur chaque dimension. L'objectif est de simplifier l'information initiale pour des traitements subséquents. Une fois la représentation multiéchelle de l'image multispectrale obtenue, la structure est utilisée comme un paramètre d'entrée de l'algorithme de routes. Par une évaluation quantitative, un niveau de représentation de la pyramide est sélectionné pour appliquer l'algorithme de détection de routes. Une projection des segments de routes détectés est effectuée du niveau sélectionné jusqu'à la pleine résolution de l'image. Pour finir, une évaluation des routes détectées est faite pour apprécier le degré de détectabilités de l'algorithme de routes appliqué conjointement avec l'AMR (Figure 4.2).

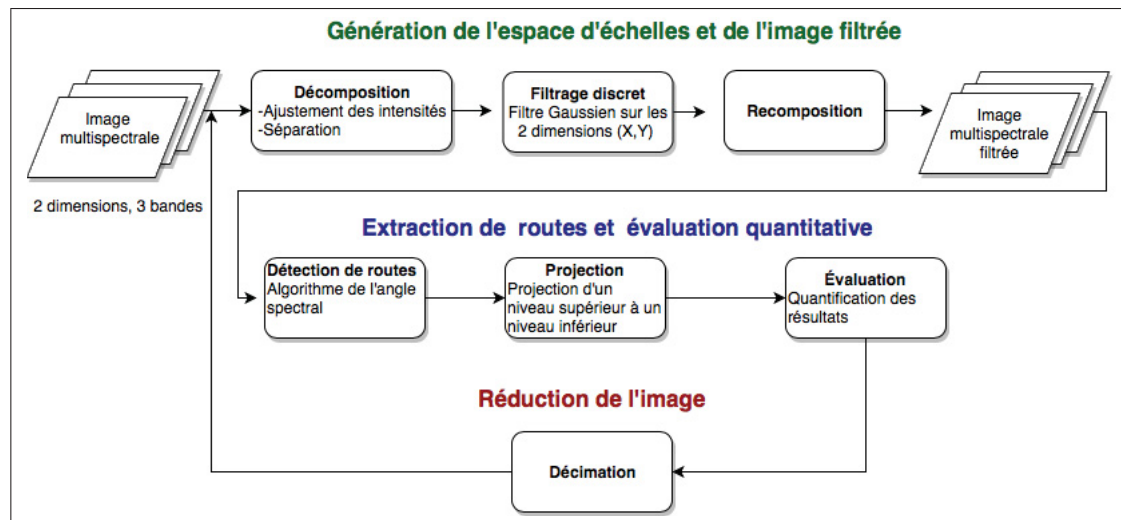


Figure 4.2 Schéma global de l'extraction de routes conjointement avec l'AMR

4.3.1 Génération de l'espace d'échelles et de la pyramide d'images

La méthode de décomposition pyramidale initiale développée dans la bibliothèque de OTB permet de traiter uniquement les images panchromatiques. Une adaptation aux images multispectrales a été réalisée. La mise en oeuvre d'une décomposition pyramidale à quatre échelles sur trois octaves est illustrée sur la Figure 4.3. Le concept de représentation trapézoïdale à pyramides multiples à plusieurs niveaux de résolutions et d'échelles est illustré à la Figure 4.4. Le principe général d'un algorithme pyramidal est basé sur un processus récursif de filtrage passe-bas et d'un sous-échantillonnage d'une image donnée.

Pour l'approche pyramidale développée, on observe plusieurs pyramides juxtaposées les unes à côté des autres après le filtrage au niveau de chaque octave. Ce filtrage génère des images multispectrales à chaque octave suivant trois opérations distinctes et séquentielles soit : (1) décomposition (2) filtrage (3) recomposition. L'étape de décomposition consiste à la mise à l'échelle des valeurs d'intensité de chaque bande individuellement et ensuite à les séparer pour les traitements subséquents. Le filtrage gaussien est appliqué sur chacune des bandes dans les deux directions de l'image. Le processus de filtrage est appliqué jusqu'à la génération de la dernière image d'une même octave. La génération des images filtrées sur une octave est ap-

pelée échelle. Pour retrouver l'image multispectrale, il faut recombinaer chaque bande filtrée individuellement (Figure 4.5). Les paramètres de cette architecture pyramidale ont été motivés par des observations empiriques. En effet, au-delà de 3 niveaux (octaves) les entités ne sont plus discernables et les résultats peu concluants à cause du degré de perte d'information. Des tests ont été effectués pour le choix de la taille du noyau gaussien. D'une part, par observations, les résultats des images obtenues présentent peu de contrastes entre les routes détectées et le reste de l'image avec une taille de noyau supérieure à 1. D'autre part, pour une taille de noyau inférieure à $\sigma=1/2$, il fallait plus d'images générées, soit plus d'échelles pour obtenir des résultats concluants et donc plus de temps de calcul. À la suite de ces essais-erreurs, deux valeurs d'écart-type ont été retenues pour nos expériences, soit $\sigma=1/2$ et $\sigma=\sqrt{2}/2$. Lepage & Solaiman (2003) ont appliqué successivement un filtre passe-bas gaussien de largeur de bande $\sigma=\sqrt{3}/2$, $\sigma=\sqrt{3}$, $\sigma=2\sqrt{3}$, pour obtenir une scène de route à multiple résolution spatiale.

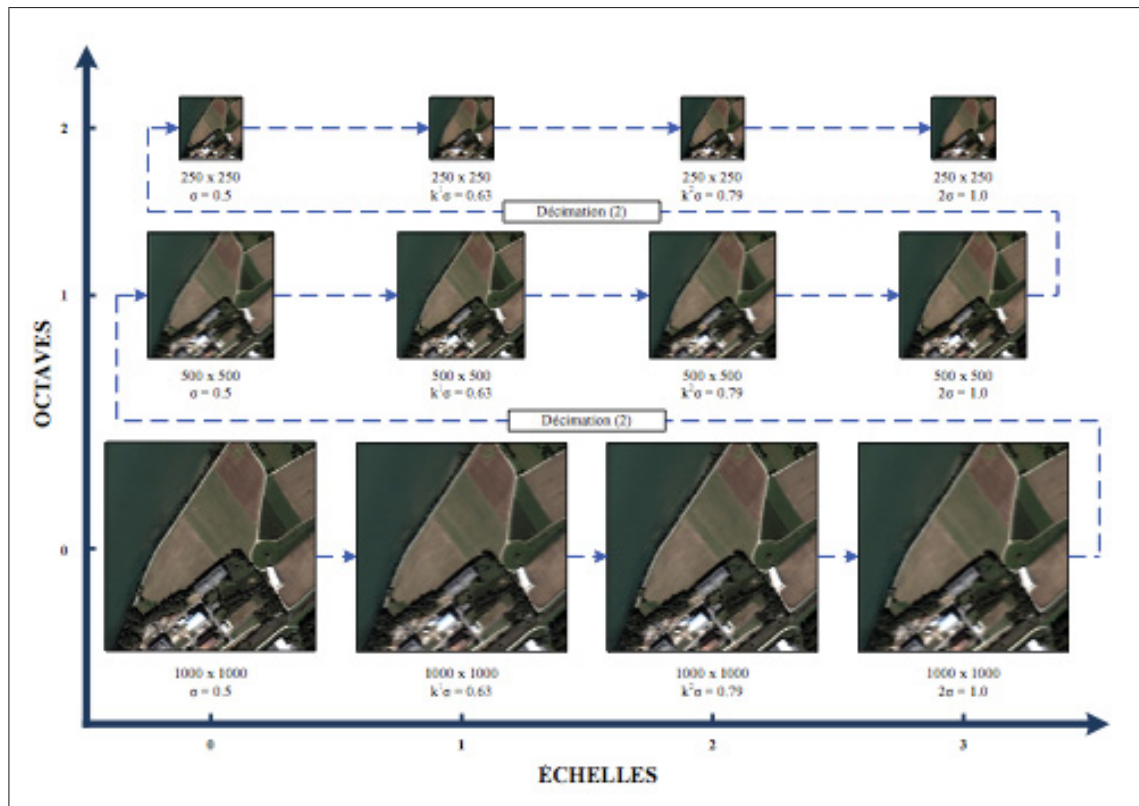


Figure 4.3 Décomposition multirésolution sur une image multispectrale [Spiric (2011)]

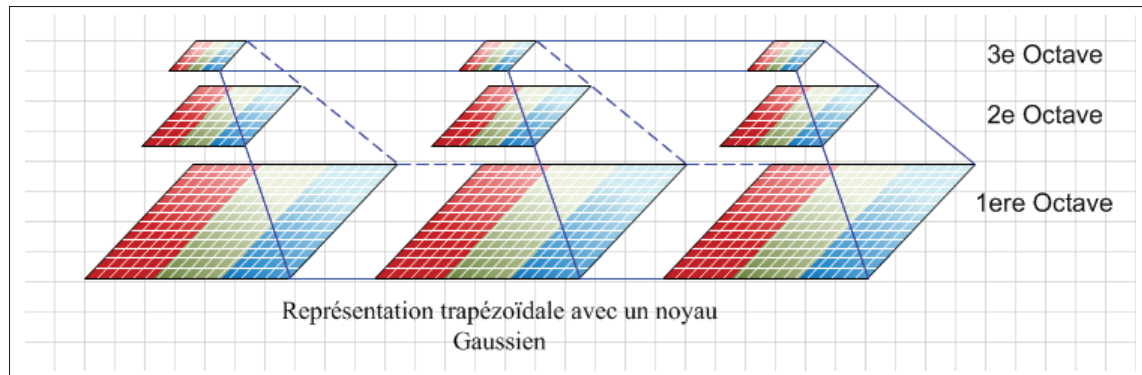


Figure 4.4 Représentation hiérarchique avec la combinaison linéaire de l'information des niveaux précédents.

4.3.2 Extraction de routes à partir d'images optiques : algorithme de l'angle spectral

La technique d'extraction de routes employée est celle de Christophe & Inglada (2007) qui a été implémentée dans la bibliothèque OTB. Cette approche a pour objectif d'extraire les routes à partir des images satellitaires. L'approche méthodologique est axée sur le principe de l'angle spectral qui prend en compte l'information spectrale de chaque bande de l'image et le filtrage gradient avec des contraintes pour une meilleure discrimination des routes. L'interaction de l'utilisateur (le choix du pixel de référence) dans le processus de traitement d'image est considérablement réduite.

4.3.2.1 Principe et fonctionnement de l'angle spectral (AS)

L'information qu'apporte la couleur dans une image est capitale et bénéfique pour la discrimination de l'occupation du sol telle que la route et la végétation. Cette information basée principalement sur la couleur est constituée généralement de 3 bandes spectrales ou 4 bandes y compris l'infrarouge. Elle est interprétée comme un vecteur. Leur représentation dans un espace multidimensionnel permet de mesurer l'écart angulaire entre le vecteur couleur mesuré en un pixel potentiel de route p et un vecteur de référence r échantillonné par l'analyste et représentant un pixel de route représentatif (Figure 4.6).

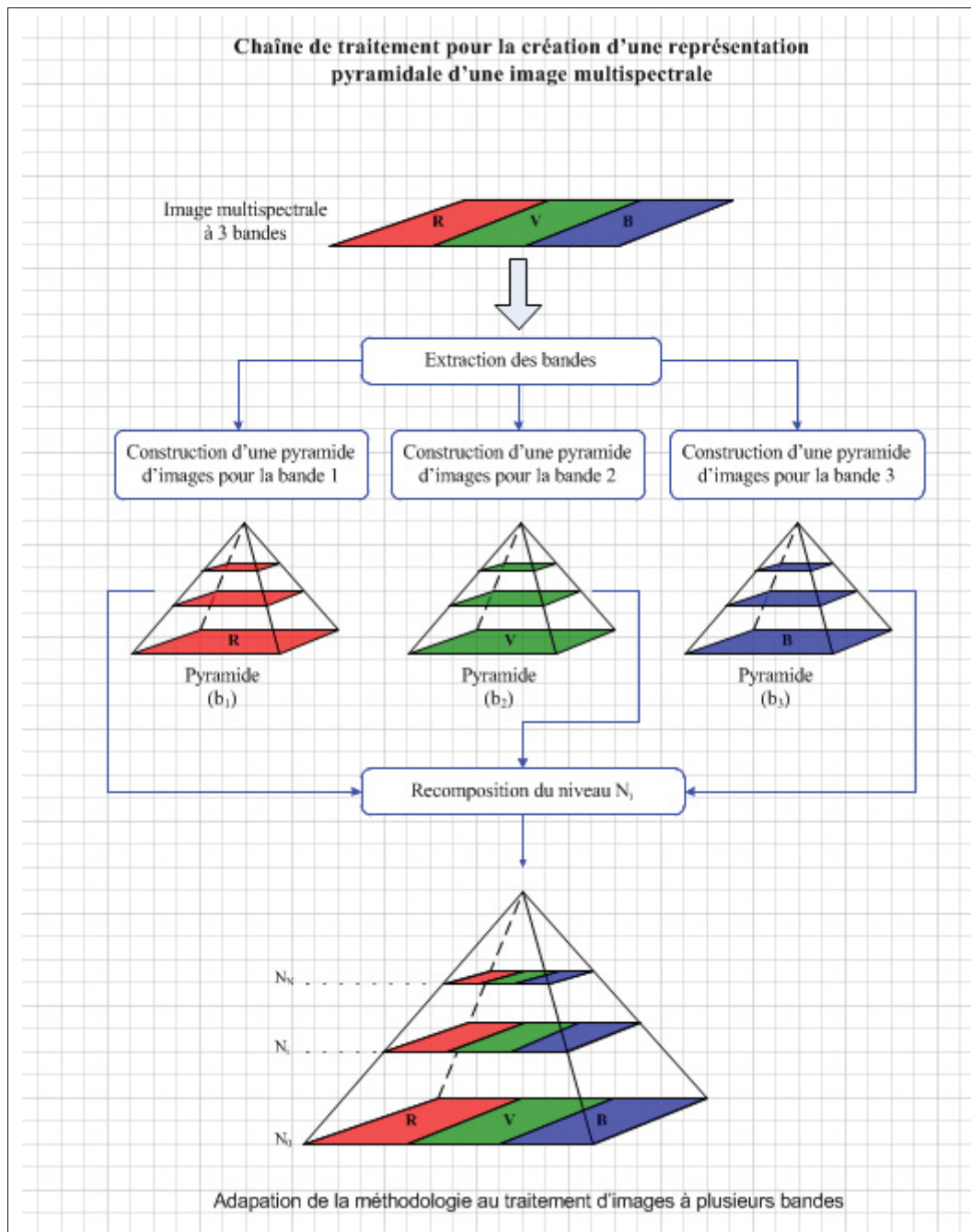


Figure 4.5 Adaptation de la méthodologie développée dans OTB pour le traitement d'images à plusieurs bandes

La méthode ci-mentionnée est une approche de classification ou de discrimination basée sur la similarité angulaire entre les différents spectres de l'image et un spectre de référence. Un

grand nombre d'algorithmes utilisent une représentation scalaire. Or, une façon efficace pour l'emploi de cette information spectrale en données scalaires est de la convertir par le biais de la technique de l'AS tout en prenant soin de bien définir un pixel de référence (Christophe & Inglada (2007)). En plus de l'information radiométrique employée pour l'extraction de routes, les informations géométriques sont incorporées pour la jonction de ces segments de routes.

Pour une image multispectrale à M bandes, l'angle spectral est défini par :

$$AS = \cos^{-1} \left[\frac{\sum_{b=1}^M r(b) \cdot p(b)}{\sqrt{\sum_{b=1}^M r(b)^2 \sum_{b=1}^M p(b)^2}} \right] \quad (4.5)$$

où $M (M \geq 2)$ représente le nombre de bandes spectrales, b la bande spectrale, r est le pixel de référence et p le pixel actuel. AS est exprimé en radians.

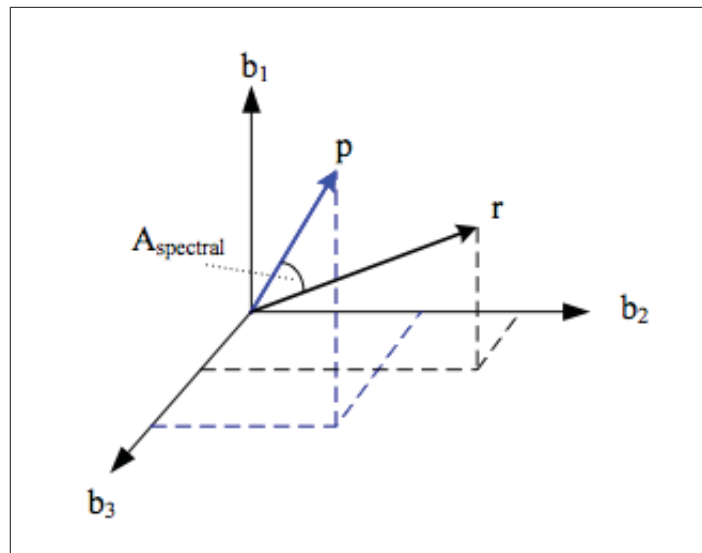


Figure 4.6 Principe d'évaluation de l'angle spectral

L'attribution d'un pixel à un « *pixel-route* » se base principalement sur la mesure de l'angle spectral, c'est-à-dire l'angle entre le vecteur spectral de référence et celui de chaque vecteur de l'image (Figure 4.6). Plus l'angle est petit, plus la similarité entre le spectre du pixel évalué et la référence est grande. Ainsi, plus l'écart angulaire est faible, plus grande sera la valeur attribuée

au pixel courant. Cette mesure est peu sensible aux variations de la luminosité dont l'augmentation ou la diminution n'affecte pas la direction du vecteur, mais plutôt son amplitude. Par un simple clic sur une zone de pixel route (une zone fortement revêtue ou avec un bitume noir), on choisit un pixel route de référence. Il faut cependant reconnaître qu'un mauvais choix du pixel de référence peut engendrer de fausses correspondances (fausses alarmes). L'opérateur de route basé sur l'algorithme de l'angle spectral se déroule en plusieurs étapes : (1) évaluation des distances angulaires (2) recherche des segments de routes basée sur la technique du gradient avec contraintes (Lacroix & Acheroy (1998)) (3) adoucissement des sommets des courbures et liaison des segments de routes.

4.3.2.2 Évaluation des distances angulaires

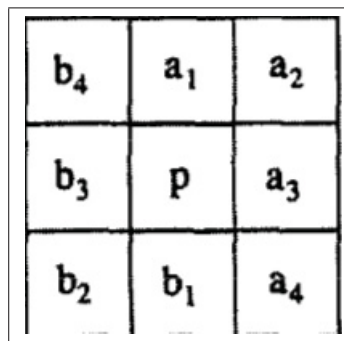
La première étape consiste à la sélection du pixel de référence sur une route foncée ou une route asphaltée et d'un pixel courant dans l'image originale pour l'évaluation de la distance angulaire. Une grande valeur scalaire est attribuée aux pixels dont l'écart angulaire d'avec le pixel de référence est faible. Ensuite, une image résultante des distances angulaires est générée.

4.3.2.3 Recherche de segments de routes basée sur la technique du gradient

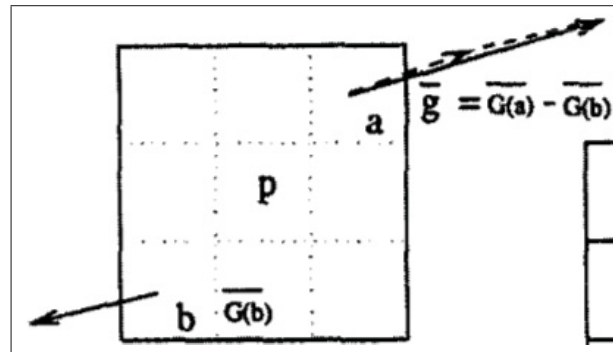
La technique d'extraction de routes proposée par Christophe & Inglada (2007) tire sa substance de l'opérateur de recherche de route introduite par Lacroix & Acheroy (1998). En effet, pour trouver une direction de propagation des lignes et des courbures, Lacroix et Acheroy ont appliqué l'opérateur du gradient avec contraintes où on attribue à chaque pixel une direction et une amplitude. Cette recherche de segment de route qui se fait par le biais d'une fenêtre de 3×3 pixels avec un pixel p donné et ses 8 voisins disposés en paire (a_k, b_k) tel que a_k est symétrique à b_k (Figure 4.7a). Soit $\vec{d}_k$ et $\vec{G}(a_k)$ respectivement le vecteur déplacement de p à b_k et le vecteur gradient associé au pixel a_k (Figure 4.7b).

L'un des avantages de cette technique du gradient d'image est le produit scalaire des vecteurs gradients localisés de part et d'autre des bordures de route qui représente un bon indicateur

de la direction d'une ligne. Ainsi, on calcule le produit du module de chaque paire de pixels ($\overrightarrow{G(a_k)}$ et $\overrightarrow{G(b_k)}$). Lorsque le produit est négatif et maximum, il donnera la direction locale perpendiculaire donnée par la direction de $\vec{g}$ (Figure 4.7b). Pour l'exemple (Figure 4.7b), la paire de vecteurs pixels (a_2, b_2) présente les plus grandes valeurs scalaires et donc conduisent à la direction pointillée avec la longueur calculée.



a) la paire de vecteurs pixels symétriques (a_k, b_k)



b) la direction locale perpendiculaire donnée par la direction de $\vec{g}$

Figure 4.7 Détecteur de ligne basé sur le gradient [Lacroix & Acheroy (1998)]

La route présente une certaine brillance par rapport à son environnement immédiat, cela implique que la direction du gradient est opposée à chaque bord de la route. Pour évaluer cette propriété, ils utilisent le produit scalaire entre les 8 vecteurs pixels opposés autour du pixel courant. Ainsi, le produit scalaire le plus élevé parmi les vecteurs gradients opposés des huit voisins immédiats du pixel détermine la direction alors que les gradients non maximaux dans la direction de la route sont éliminés (Figure 4.8) et ceux restants correspondent aux segments de routes et quelques bruits présents dans l'image. Les prochaines étapes serviront à simplifier et raffiner les résultats de la détection des structures linéaires.

4.3.2.4 Raffinement et vectorisation

Le bruit présent est éliminé par des étapes de raffinement et de simplification.

1. Alignement des arêtes et adoucissement des courbures

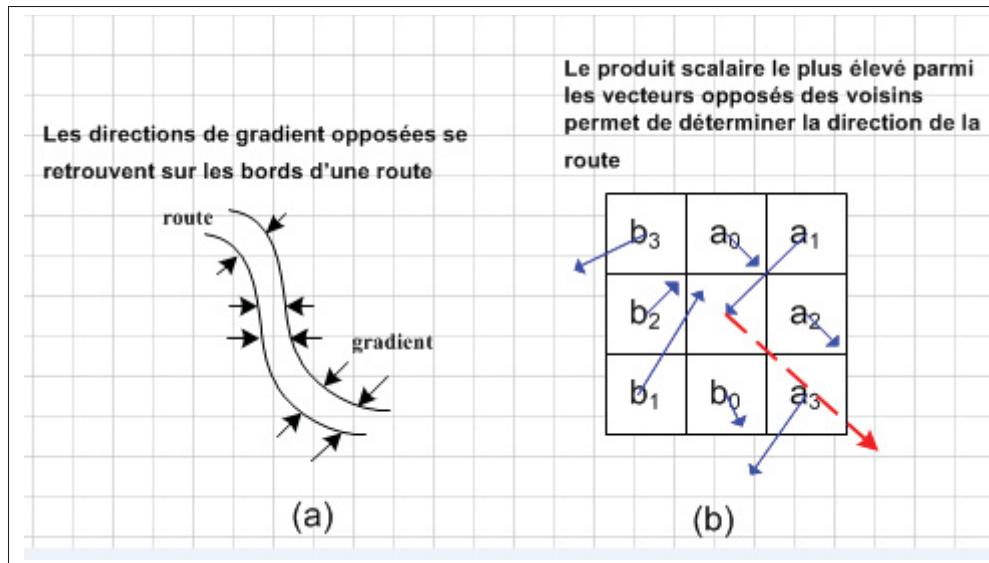


Figure 4.8 Schéma représentatif de l'aspect d'une route et des gradients :
 (a) direction des gradients sur les bords de la route
 (b) Calcul du produit scalaire maximum de a_1 et b_1
 pour déterminer la direction en rouge de la route

Pour des calculs plus précis, on assigne une position non entière aux extrémités des segments de routes. Lorsque la distance entre les points du tracé courant et du tracé suivant est réduite pour un seul des points, cela permet une élimination des structures linéaires irrégulières. En plus, si l'angle entre deux segments de route est élevé par rapport à une certaine valeur (valeur choisie à $\pi/8$) alors il est scindé en deux pour obtenir des courbures lisses et éviter des tournants abrupts (Figure 4.9a).

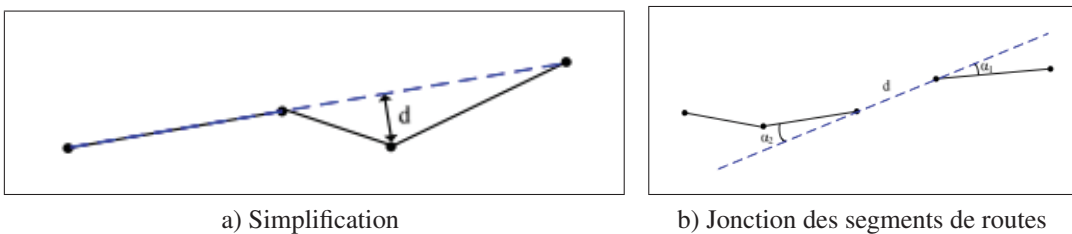


Figure 4.9 Simplification et jonction des segments de routes [Christophe & Inglada (2007)]

2. Jonction des segments de routes

Cette jonction permet un prolongement entre deux segments de routes séparés par des occlusions telles que les ombrages des arbres, la présence des voitures sur les routes, etc. La liaison est fonction de la distance d et de la différence entre les deux angles α_1 et α_2 de même que la distance séparant les deux segments disjoints (Figure 4.9b).

Une distance d (distance de liaison) est définie en fonction de la résolution spatiale de l'image. Si cette distance d entre les points du segment courant et du nouveau segment de route détecté est réduit pour un seul des points.

Affectation d'un niveau de confiance aux routes détectées

La valeur de l'angle spectral est intimement liée au degré de luminosité relative (qui part du foncé au clair) donnée au chemin de route. Pour une faible valeur de l'angle spectral, le degré de confiance sera plus élevé. Donc, le niveau de confiance accordée sera plus élevé, si l'intensité de la teinte est plus élevée et inversement si celle-ci est faible.

La Figure 4.10 illustre les différentes étapes de détection de routes par l'algorithme de l'angle spectral appliqué seul sans l'AMR.

Suite à la génération de la pyramide d'images avec 3 niveaux de résolution (octaves) et 4 échelles, la structure hiérarchique est employée comme un paramètre d'entrée pour l'algorithme de détection de routes (Algorithme 4.2). Cette génération d'images pyramidale a été rendue possible avec deux valeurs largeurs de bande soit $\sigma=1/2$ et $\sigma=\sqrt{2}/2$ (valeurs initiales pour chaque essai) et par l'adaptation pour l'implémentation de la méthode d'interpolation bilinéaire en lieu et place de l'interpolation linéaire utilisée par l'OTB².

2. Seules les méthodes d'interpolations linéaires et du plus proche voisin (*nearest neighbor*) sont disponibles dans la bibliothèque OTB. D'où l'adaptation de la méthode d'interpolation bilinéaire qui est une succession de 2 interpolations linéaires, une dans chaque direction. Cette méthode d'échantillonnage (bilinéaire) assigne une intensité pondérée par un ensemble de pixels (4) et permet une réduction des distorsions visuelles apparaissant suite à un redimensionnement ou une mise à l'échelle de l'image.

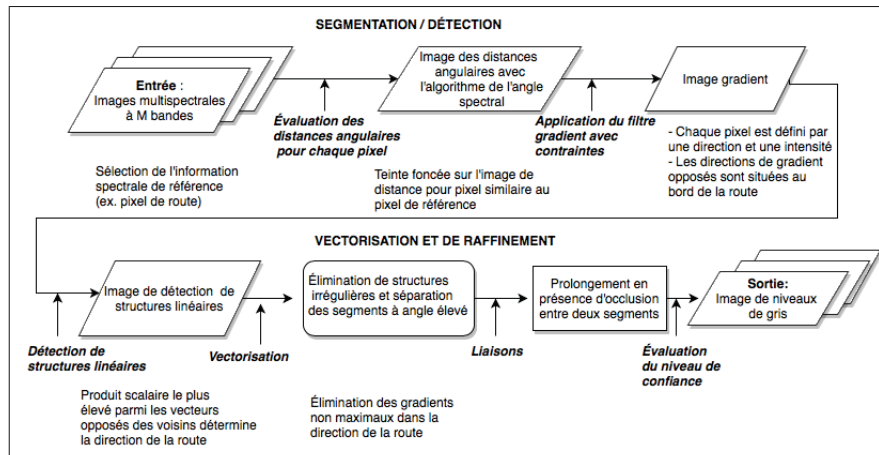


Figure 4.10 Algorithme d'extraction de routes de la bibliothèque OTB

Algorithme 4.2 Procédure de détection de routes à partir de la pyramide d'images

- Génération des I_k composées des informations des 4 bandes spectrales
- Sélection d'un niveau de représentation de la pyramide : I_i
- Sélection d'un pixel route sur l'image pleine résolution [image originale]
- Détection des segments de routes par l'algorithme de l'angle spectral sur le niveau I_i considéré : $P_k = D(I_k)$
- Initialisation : $n = k$
- Pour $n = 1$ jusqu'à $n = k$ faire boucle (g)
- Interpolation des segments du niveau (n) au niveau ($n - 1$) : $I_{n-1} = T_n(P_k)$
- Exécution du prochain niveau inférieur : $n = n - 1$ et retour à l'étape f.

4.3.2.5 Méthode de projection et d'évaluation

Après l'application du filtre Gaussien successif pour la génération d'une série d'images pyramidale, on constate une variation entre les segments détectés à chaque octave. Le principe de la projection effectuée est de jumeler les informations extraites d'une octave à une autre pour optimiser le taux de détection des routes. Cette opération est effectuée depuis le niveau d'octave sélectionné jusqu'à la pleine résolution de l'image d'origine. Cette méthode de projection est faite d'une image de petite dimension vers une autre image de grande dimension jusqu'à

l'image originale. On procède par une mise à l'échelle de l'image du niveau supérieur (petite dimension) par interpolation bilinéaire afin que les images de différentes dimensions soient comparables entre elles. On génère un masque binaire (blanc et noir) à partir de l'image du niveau inférieur (grande dimension) afin de permettre la mise en correspondance en conservant les valeurs non nulles présentes (les autres sont éliminées) sur les deux images résultantes. Ensuite, une valeur de vraisemblance est attribuée à chaque pixel de l'image finale en tenant compte des valeurs de vraisemblance combinées des pixels des images d'origines (Figure 4.11). Le critère de sélection de l'image de projection peut être fait qualitativement ou quantitativement. Le degré de détectabilité des segments est observé visuellement ou par des métriques. À ce stade de détection, l'on cherche à apprécier le nombre de segments de routes détectés qui correspondent à des routes sur l'image d'origine ou de référence. On cherche à projeter l'image contenant plus de correspondance possible avec le tracé de référence.

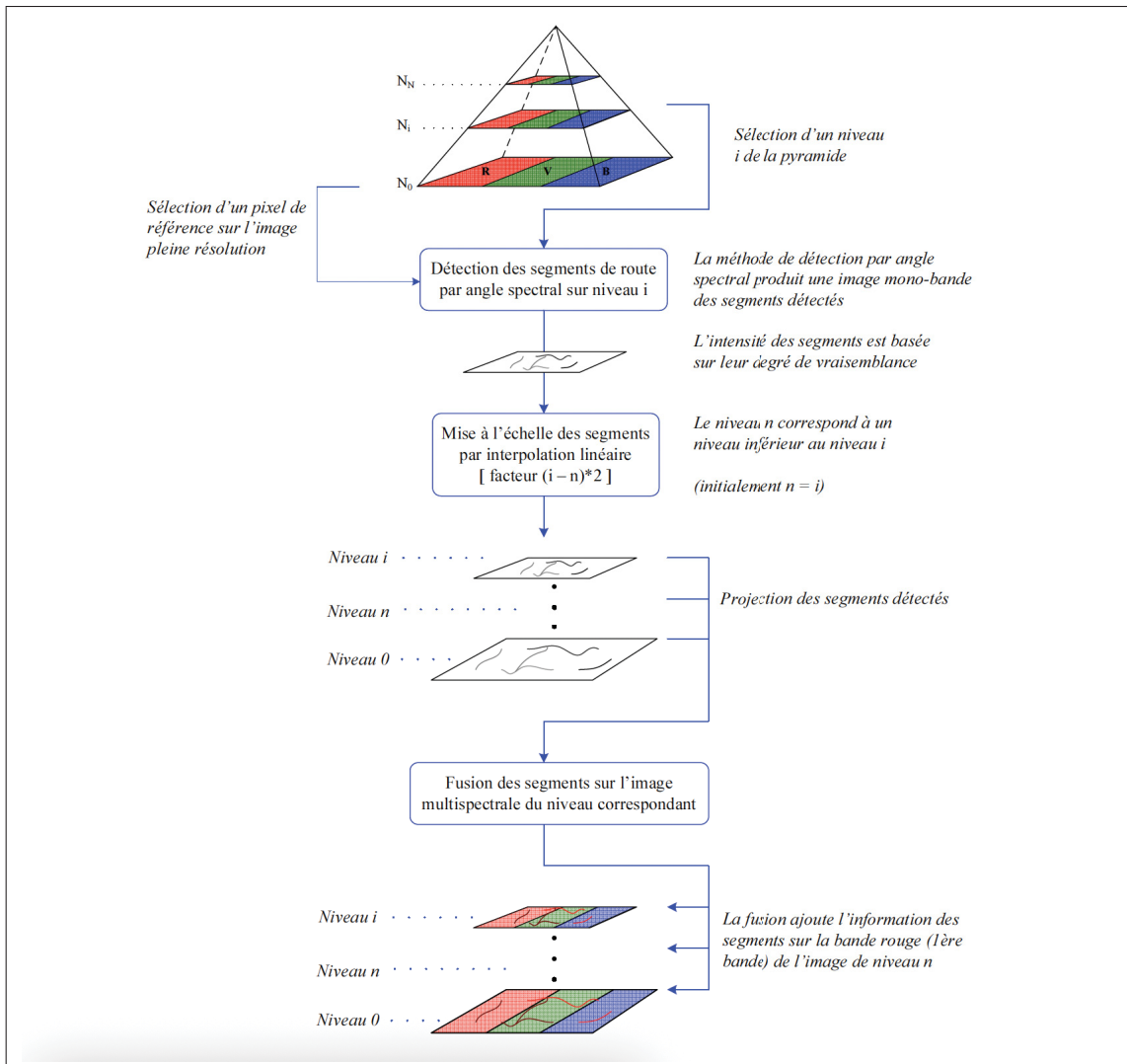


Figure 4.11 Projection de routes détectées par interpolation linéaire [Spiric (2011)]

4.3.2.6 Limites de l'application de l'algorithme de l'angle spectral

Bien que l'algorithme soit robuste, rapide d'exécution et réduit considérablement l'intervention d'un usager lors du processus d'extraction de routes (Christophe & Inglada (2007)), il faut noter que le choix du pixel de référence est crucial. En effet, la méthode ne tient pas compte de la grande variabilité intrinsèque des routes. Un pixel à lui seul donne une seule information spectrale et ne peut pas différencier à la fois tous les revêtements des routes sur les zones d'intérêt. L'inconvénient majeur est la grande variabilité de textures des routes. En plus sur une

même largeur de route ou portion de route, on peut trouver des groupes de pixels ayant des informations spectrales différentes. Une avenue à tester dans la partie expérimentale sera de faire un échantillonnage multiple de pixels de référence.

Un second avantage de l'algorithme de détection de route bas sur l'angle spectral fonctionne, quel que soit le nombre de bandes de l'image, ce qui lui confère une grande possibilité d'usage des propriétés disponibles pour la description de route : l'information spectrale (angle spectral) et l'information géométrique (vecteur gradient).

Après le processus de détection de routes par la technique de l'angle spectral à partir des images optiques, la détection des routes à partir des images radars se fera par la transformée en beamlets et les filtres spéciaux. En effet, lors d'une catastrophe naturelle il est impératif de disposer d'une série d'images provenant de plusieurs capteurs pour appliquer plusieurs algorithmes robustes et avoir différents types de scénarios pour une meilleure gestion de ladite crise par les autorités compétentes et les secouristes. D'où la nécessité de faire des tests avec les images radars. La sous-section suivante traitera de l'extraction des routes à partir des images radars.

4.4 Extraction de routes à partir d'images radar : la transformée en beamlets

Cette partie de l'extraction des routes à partir des images radars lors d'une catastrophe majeure est plus que d'actualité. En effet, lors de l'activation de la Charte (CIECM) pour une bonne gestion des catastrophes, il est prétentieux de savoir à l'avance quels types de capteurs sont disponibles en orbite près des zones sinistrées afin d'être programmé pour fournir les toutes premières images, car chaque type de catastrophe a ses capteurs préférés. Cette tâche est du ressort de l'ingénieur d'astreinte de proposer et localiser les satellites les plus appropriés. Aussi quelles images d'archives disposent les agences spatiales et/ou les opérateurs de satellite. En pareille circonstance, le chef de projet nommé par la Charte se charge de faire les demandes et transmettre les images d'archive à l'organisme de valeur ajoutée sélectionné pour la catastrophe.

En plus, vu les avantages d'acquisition des images radars en tout temps, l'extraction à partir des radars a été jugée nécessaire. Malgré les avantages d'acquisition des images radars, leurs analyses et interprétations exigent quelques connaissances en traitement d'images surtout au niveau du chatolement. En premier lieu le prétraitement des images radars se fera par les filtres spécialisés, et ensuite la transformée en beamlets sera appliquée avec certaines contraintes. Pour terminer, il sera proposé une amélioration pour l'extraction des segments de routes.

4.4.1 Filtres de prétraitement

4.4.1.1 Filtres de réduction de chatolement

Vu la réponse bruitée retournée par l'impulsion du signal radar due à l'effet multiplicatif et soustractif des différentes ondes réfléchies par les objets sur sa trajectoire, ces bruits rendent difficiles l'exploitation et le traitement des images radars. Ces chatolements considérés comme du bruit ne sont pas tous nuisibles (Figure 4.12). Ils renferment des informations sur le contenu de l'image. Mais en général, le chatolement réduit souvent le potentiel des images radars pour l'utilisation effective des données dans les applications de télédétection telles que la classification et la segmentation, la détection de changement, l'estimation et l'interprétation de la biomasse, dû à la dégradation de l'apparence et de la qualité (Ali *et al.* (2008), Lee & Pottier (2009)). Pour ces raisons, la réduction du chatolement (*speckle* en anglais) est devenue une des plus importantes tâches en traitement d'images radars en télédétection. En général, les méthodes de réduction du chatolement peuvent être catégorisées en deux groupes : les techniques de restauration d'images non cohérentes et les méthodes de restauration d'images adaptatives (Gagnon & Jouan (1997), Medeiros *et al.* (2003)). Les méthodes de restauration d'images non cohérentes consistent à diviser la largeur de bande du spectre azimuthal (le long de la trajectoire) de l'image radar en segments $[L]$ images qui proviennent de la même scène générée par $[L]$ impulsions radar incidentes. Cette technique réduit la largeur de bande et donc le bruit du chatolement, mais augmente le temps de calcul des traitements subséquents et une dégradation de la résolution spatiale (Gagnon & Jouan (1997)). La seconde approche est basée sur l'appli-

cation des filtres sur les images radars : (1) les filtres statistiques utilisant un modèle basé sur des connaissances a priori au sujet du bruit de chatolement, les plus utilisés étant Lee (1981b), Frost *et al.* (1982) et Kuan *et al.* (1985) et d'autres filtres statistiques tels que les filtres moyens et médians qui ne sont pas basés sur les modèles de chatolement (2) les méthodes dans le domaine fréquentiel tel que les ondelettes et les transformées de Fourier (Domg *et al.* (2001), Guo *et al.* (1994)), Gupta & Gupta (2007), Xie *et al.* (2002), Maycock *et al.* (2007), Saevarsson *et al.* (2004)).

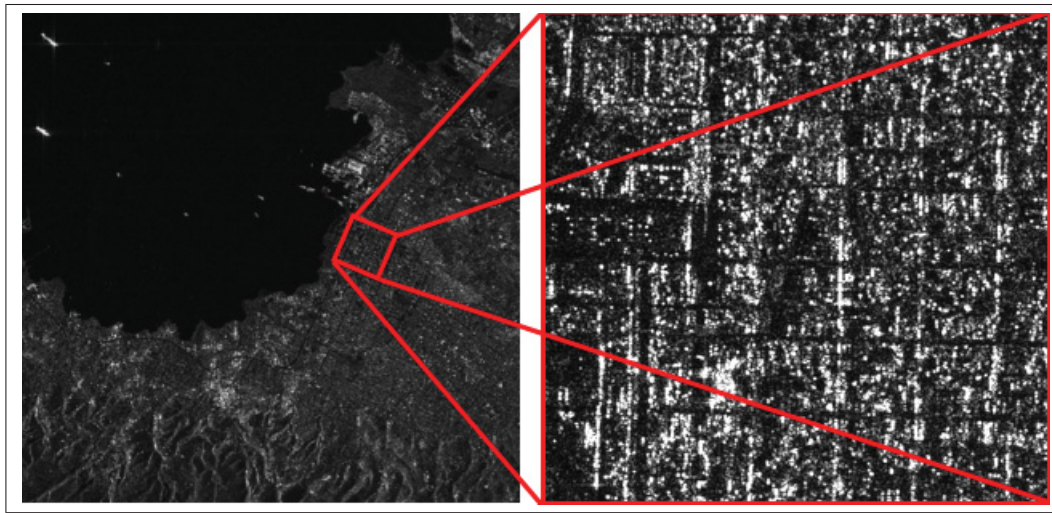


Figure 4.12 Bruit de chatolement à partir d'image radar acquise illustrant la problématique de la détection de routes. Port-au-Prince, 2010, RADARSAT-2 [Migneault & Coulibaly (2017)]

4.4.1.2 Filtres spéciaux pour la réduction de chatolement

Les filtres de Frost convoluent les valeurs de pixels bruités de l'image $I(t)$ en utilisant un facteur exponentiel de pondération, appelé réponse impulsionnelle du système $F(t)$ avec une fenêtre fixe de recherche en tenant compte des caractéristiques de l'image radar. Cette réponse impulsionnelle tend à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre $I(t)$ et $\bar{I}$ où $\bar{I} = (I * F)(t)$ définie par :

$$F(t) = e^{(-KC_u^2(t_0)|t|)} \quad (4.6)$$

où K étant constant, et C_u coefficient de variation du chatolement et t_0 représente le pixel où l'on applique le filtrage. Il utilise un facteur flexible dont les grandes valeurs préservent plus de détails, mais les zones d'homogénéité ne sont pas suffisamment adoucies, lorsque ce facteur converge vers zéro. Dans ce cas, la performance de ce filtre approche celle du filtre moyen.

La minimisation de l'erreur quadratique moyenne (MMSE), les filtres de Lee et les filtres de Kuan ont été développés à partir de la théorie de MMSE et utilisent la même formulation pour résoudre le problème du bruit de chatolement. Toutefois, ils utilisent différentes équations pour calculer le coefficient adapté. Lee (1981a) propose une fenêtre mobile de 7x7 pour comparer les résultats avec les autres filtres utilisant les mêmes fenêtres.

Kuan *et al.* (1987) proposent une méthode de réduction du bruit de chatolement appelée maximum a posteriori (MAP) basée sur des connaissances a priori de la fonction de densité de probabilité de la scène de distribution gaussienne. Et ce filtre a été modifié en considérant la scène de distribution comme une distribution de Gamma et basé sur deux seuils respectivement pour des zones d'homogénéité et d'hétérogénéité. Ce filtre transforme un modèle de bruit multiplicatif en un modèle de bruit additif en appliquant une contrainte de minimisation de l'erreur quadratique moyenne (MMSE). Sa fonction de pondération est définie par :

$$K(t) = \frac{1 - \frac{C_u^2}{C_u^2(t)}}{1 + C_u^2} \quad (4.7)$$

où K étant constant, et C_u coefficient de variation du chatolement et t_0 représente le pixel où l'on applique le filtrage.

4.4.2 Évaluation des filtres

Plusieurs approches existent pour évaluer quantitativement l'image filtrée selon différents aspects de réduction du bruit, de la préservation des contours et de la préservation des carac-

téristiques (Sheng & Xia (1996)). Certains résultats peuvent présenter des contradictions car plusieurs filtres sont efficaces dans la réduction du bruit de chatolement, mais ne sont pas capables de conserver les contours et réciproquement. Des métriques existent pour évaluer et trouver les filtres optimaux (Qiu *et al.* (2004)).

4.4.2.1 Nombre équivalent d'apparence (ENL)

Cet indice dans l'équation (4.8) est couramment utilisé pour évaluer les performances des filtres pour des zones homogènes (Gagnon & Jouan (1997)) ;

$$ENL = \left(\frac{\text{Moyenne}}{\hat{\text{Écart-type}}} \right)^2 \quad (4.8)$$

Plus l'indice est élevé, plus le bruit de lissage sur les zones homogènes est efficace.

4.4.2.2 Indice de suppression du bruit de chatolement (SSI)

Ce second indice (SSI) dans l'équation (4.9) est utilisé pour mesurer la suppression de bruit dans des zones homogènes ;

$$SSI = \frac{\sqrt{\text{Var}(I_f)} \text{Moyenne}(I_0)}{\text{Moyenne}(I_f) \sqrt{\text{Var}(I_0)}} \quad (4.9)$$

où I_f représente l'image filtrée et I_0 l'image bruitée. Cet indice s'éloigne de 1 lorsque le filtre indique une meilleure capacité de réduction du bruit de chatolement (Sheng & Xia (1996)). Plus cet indice est petit, plus la performance est élevée.

4.4.2.3 Indice améliorant les bords (EEI)

Cet indice d'amélioration des bords (EEI) calculé dans l'équation (4.10) montre dans quelle mesure le filtre peut conserver les zones de contour (Sheng & Xia (1996)).

$$EEI = \frac{\sum |DN_{1f} - DN_{2f}|}{\sum |DN_{1o} - DN_{2o}|} \quad (4.10)$$

où DN_{1f} et DN_{2f} sont des valeurs filtrées des pixels de part et d'autre du bord et DN_{1o} et DN_{2o} constituent les valeurs d'origine des pixels associées. Cette valeur d'index EEI s'éloigne de 1 et une valeur plus élevée indique une meilleure préservation des arêtes. Si la valeur EEI est supérieure à 1, cela signifie que le filtre accentue la valeur du contour dans l'image filtrée (Sheng & Xia (1996)).

4.4.3 Théorie et décomposition de la transformée en beamlets

Dans le même ordre d'idées que pour la précédente approche où il était question d'employer conjointement la multirésolution et l'opérateur de routes (angle spectral) pour l'extraction de routes à partir des images optiques. Cette structure hiérarchique qu'est la transformée en beamlets est introduite par Donoho & Huo (2002). Cette transformée en beamlets permet également d'effectuer une décomposition hiérarchique en plusieurs niveaux tout en conservant la fiabilité des caractéristiques (direction, orientation et échelle) des structures linéaires initiales contenues dans l'image radar.

Après une segmentation des structures linéaires d'intérêt identifiées, la transformée en beamlets permet de décomposer ces dernières en plusieurs structures dénommées beamlets à l'aide d'une fonction d'interpolation linéaire. Cette opération se fait en plusieurs étapes distinctes :

- On pose comme condition que l'image à analyser doit être carrée et sa taille doit être une puissance de 2 ;

- Une première division en quatre sous-images égales récursivement pour atteindre la plus petite dimension de 2×2 pixels. Cette opération permet d'obtenir des blocs dyadiques (dimension par une puissance de 2) lors de la décomposition en decrescendo où la résolution spatiale de l'image devient de plus en plus raffinée (Figure 4.13) ;
- À chaque niveau de la décomposition hiérarchique de l'image, tous les segments traversant un bloc se voient extraits par la transformée $T_f(b)$ en beamlets dans le domaine continu par l'équation suivante :

$$T_f(b) = \int_b f(x(l)) dl, \quad (4.11)$$

- où $b \in B_E = [0, 1]$. La transformée en beamlets $T_f(b)$ d'une fonction $f(x)$ définie dans le domaine de définition B_E de l'ensemble des beamlets existants est une accumulation de toutes les intégrales de lignes de cette même fonction $f(x)$ sur l'ensemble des blocs dyadiques le long du tracé $x(l)$ du beamlet b . Cette transformée $T_f(b)$ est définie par l'intersection de la fonction continue $f(x)$ et les sommets de chaque bloc définis par l'équation 4.11 ;
- Le traitement s'opère dans le domaine discret, une conversion de la fonction continue s'impose (Équation 4.12).

$$f(x_1, x_2) = \sum_{i_1, i_2} f_{i_1, i_2} \Phi_{i_1, i_2}(x_1, x_2), \quad (4.12)$$

- où f_{i_1, i_2} est la valeur du niveau de gris (NG) du pixel de coordonnées i_1, i_2 afin que soit rendu possible la transformation du domaine continu en discret par la fonction d'interpolation Φ_{i_1, i_2} . La transformée en beamlets permet l'obtention des segments linéaires avec une fonction d'interpolation. Dans les travaux d'extraction de routes respectivement à partir des images radars et optiques de Migneault & Coulibaly (2017) et de Sghaier & Lepage (2016), la fonction d'interpolation de Bresenham a été employée pour le suivi des pixels de segments mettant en correspondance deux sommets selon un coefficient d'énergie (Donoho & Huo (2002)) (Équation 4.13) :

$$C_s = \frac{T_f(b)}{\sqrt{l(b)}} \quad (4.13)$$

où l'intégrale de ligne $T_f(b)$ est appliquée pour le segment (beamlet) b , et $\sqrt{l(b)}$ représente la distance euclidienne reliant les deux extrémités du segment (beamlet) b . La représentation optimale d'un beamlet, c'est-à-dire un segment avec l'algorithme de Bresenham, exige que les deux extrémités du segment courant soient localisées sur les bordures de la région d'intérêt. Un petit segment de droite peut être identifié par une division récursive de l'image afin que ces deux extrémités viennent à toucher les bordures de la région ciblée. Migneault & Coulibaly (2017) ont utilisé un coefficient d'énergie admissible $C_s \geq 0,7$ pour l'extraction des routes à partir d'images radars et ont obtenu de bons résultats (Figure 4.14).

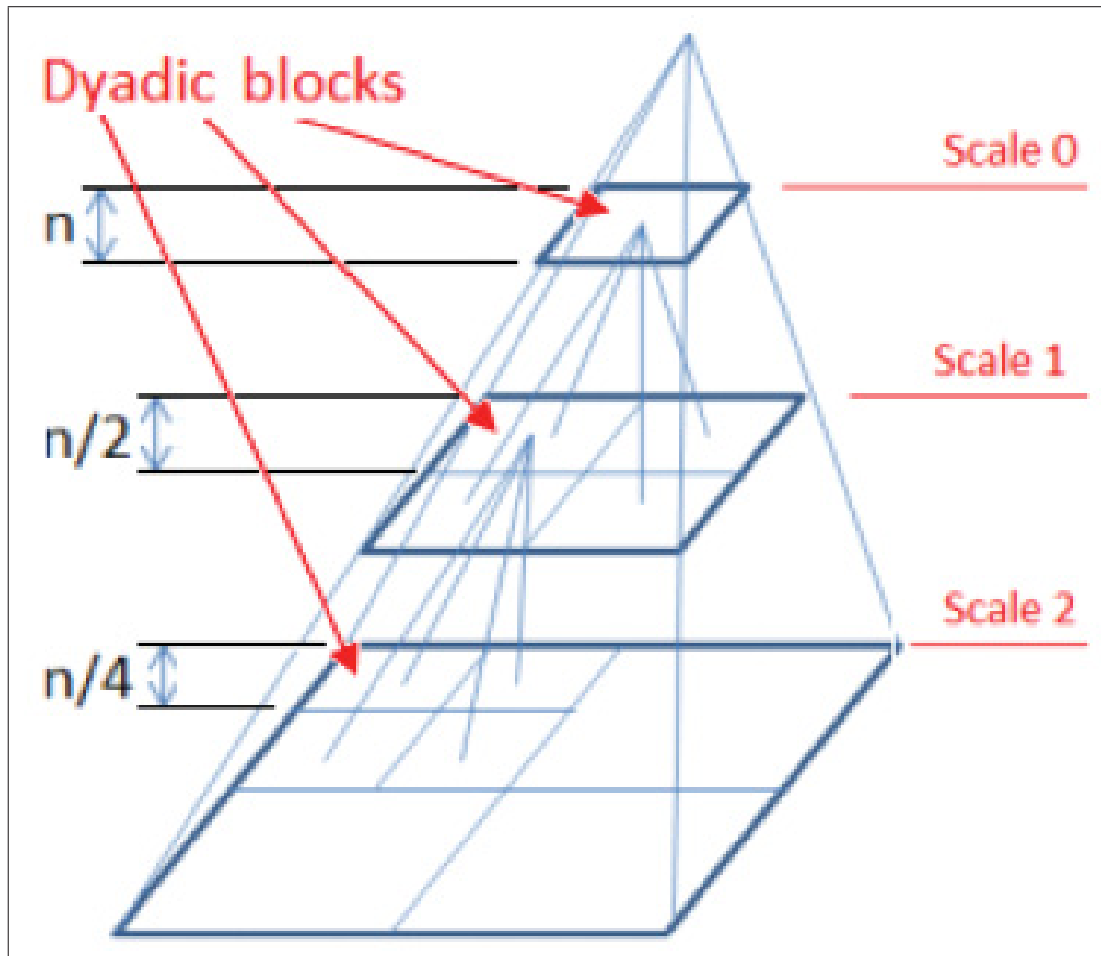


Figure 4.13 Décomposition pyramidale de la transformée en beamlets [Donoho & Huo (2002)]

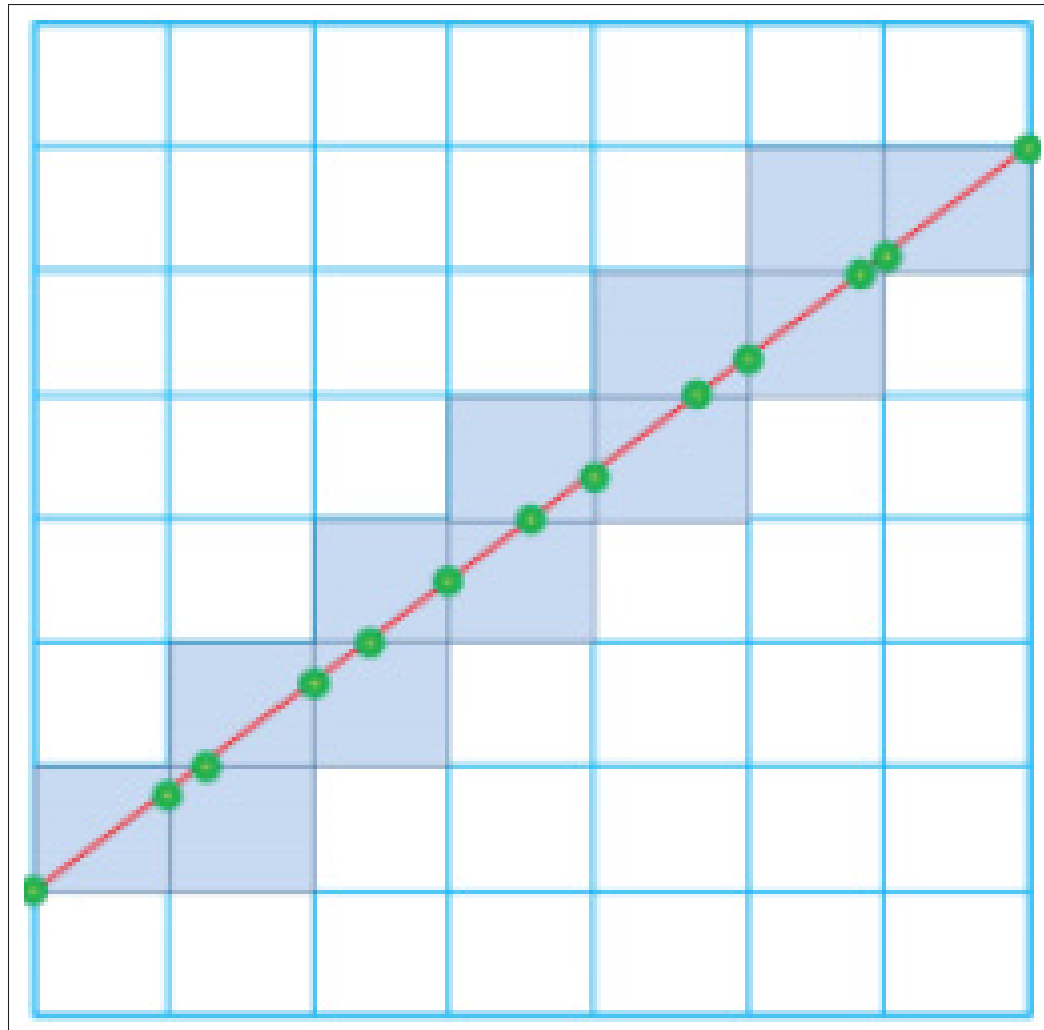


Figure 4.14 Création et suivi de pixels (beamlet) par la fonction d'interpolation Bresenham [Migneault & Coulibaly (2017)]

4.4.4 Amélioration de détection des routes

Avant l'application de la transformée en beamlets, l'algorithme de squelettisation est appliqué aux images binaires résultantes obtenues après des prétraitements (filtrage et seuillage). Cela est rendu nécessaire pour détecter les lignes où sont localisées des routes potentielles. Cette opération de squelettisation est appliquée afin d'amincir les grosses régions blanches créées à la suite du seuillage.

Suivant le processus de génération d'échelles, la transformation en beamlets génère plusieurs échelles où le même segment est représenté sur chacun des niveaux de la pyramide (Figure 4.15a). De même, pour la recherche d'un beamlet adéquat, il faut subdiviser des sous-régions d'intérêt afin de localiser leurs extrémités respectives sur les bordures des régions. Ce processus génère nécessairement de multiples beamlets. Ces beamlets différents ainsi générés par sous-régions d'intérêt peuvent provenir d'un même segment (Figure 4.15b). En effet, avec la sous-division de l'image, on obtient des segments à petites échelles. La position des beamlets des niveaux inférieurs diffère de celle des niveaux supérieurs. L'image d'entrée, la décomposition en sous-régions et les beamlets générés sont confinés dans une liste (base de données) pour faciliter leur manipulation et les traitements subséquents. L'opération de combinaison effectuée produit nécessairement des beamlets additionnels, d'où l'idée d'éliminer les redondances. L'introduction d'une fenêtre de recherche avec une marge de ± 1 d'erreur³ permet à l'algorithme développé de déterminer les points redondants formant les beamlets et d'en éliminer les pixels indésirables. Cette opération détecte les pixels voisins des beamlets d'intérêt, ce qui entraîne l'élimination de l'un des deux beamlets adjacents, d'où la réduction de la redondance.

La Figure 4.16 illustre les différentes étapes de détection de routes par la transformée en beamlets avec les filtres de réduction du chatoiement à partir des images radars.

3. Lors du marquage des beamlets, on permet à l'algorithme de rechercher des pixels correspondants en lui donnant un peu plus de latitude (± 1 d'erreur) pour déterminer les points redondants formant les beamlets et éliminer certains pixels indésirables

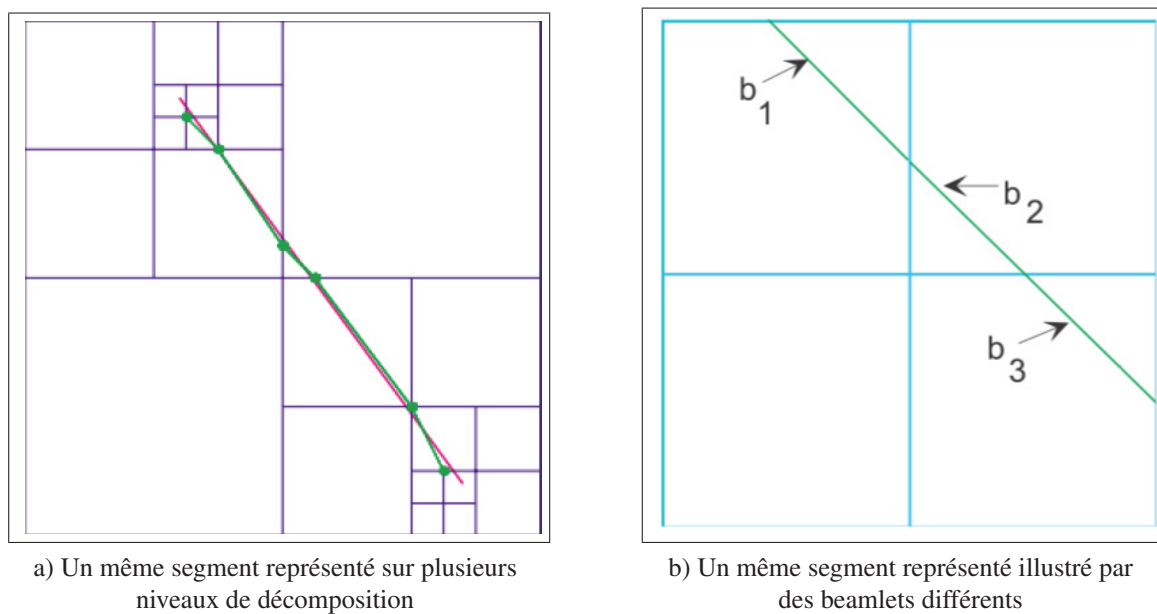


Figure 4.15 Redondance de l'information et la multiplicité des beamlets [Images tirées de Donoho & Huo (2002)]

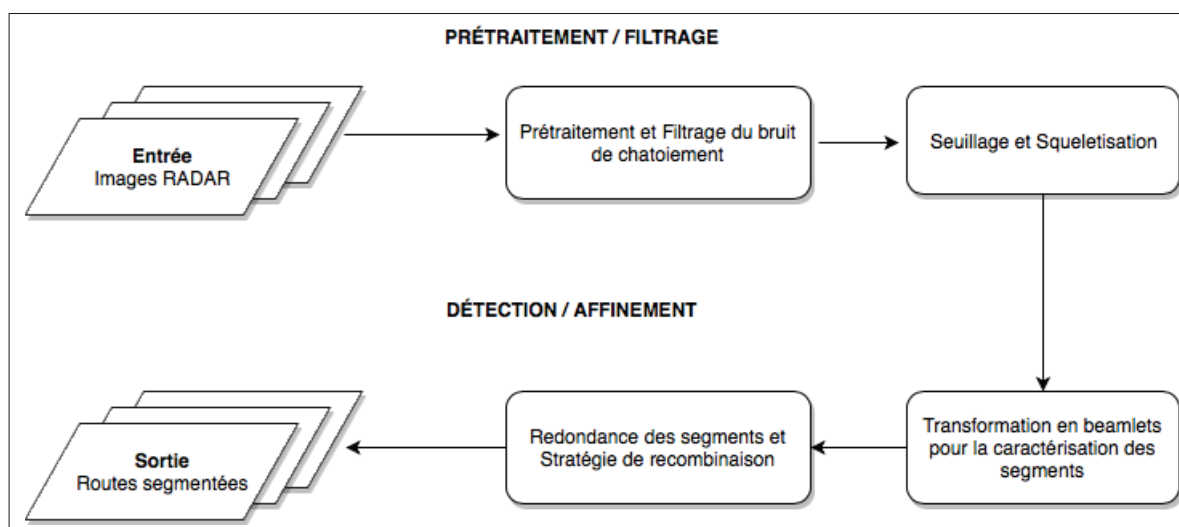


Figure 4.16 Détection des routes par la transformée en beamlets à partir des images radars [Migneault & Coulibaly (2017)]

4.5 Définition des métriques pour la validation de l'extraction des routes

Malgré le développement des algorithmes d'extraction automatique des routes à partir des images satellitaires, certains problèmes persistent, car les graphes de routes extraites présentent du bruit et des fausses alarmes. Une évaluation des performances des algorithmes et aussi une appréciation du degré de détectabilité des routes s'avèrent pertinentes pour une meilleure compréhension des faiblesses des algorithmes d'extraction de routes.

Le niveau d'appréciation de la qualité ou de la précision de détection des routes extraites peut être évalué d'une façon visuelle (qualitativement) avec une référence (une image d'archive ou connaissance a priori) comme cela se fait usuellement par les photointerprètes. Cette évaluation qualitative présente l'inconvénient d'être subjective et donc non rigoureuse parfois. Deux personnes peuvent détecter difficilement l'ensemble des erreurs dans une image résultante et donc vont fournir une appréciation différente. Par contre, l'évaluation selon des métriques définies permet de quantifier le degré de détectabilité et par conséquent elle est sujette à moins de subjectivité.

L'évaluation quantitative est un facteur important pour apprécier et justifier la pertinence d'un système de traitement d'images. Cette approche d'évaluation quantitative conforte le photointerprète dans l'analyse et l'interprétation des scènes de façon objective.

4.5.1 Éléments des résultats d'évaluation

Pour la quantification des résultats, les métriques définies dans certains articles d'extraction de routes sur les images (Senthilnath *et al.* (2009), Heipke & Mayer (1997), Bacher & Mayer (2005), Wiedemann (2003), Harvey (1999), Wiedemann *et al.* (1998)) seront utilisés. Les résultats d'évaluation qui sous-tendent ces métriques sont définis comme suit :

- *Vrai Positif (VP)* : un pixel détecté est un élément du résultat d'évaluation « VP » si et seulement si celui-ci correspond à un pixel du tracé de référence ou encore à un pixel correctement détecté comme pixel de route ;

- *Faux Positif (FP)* : un pixel détecté est un élément du résultat d'évaluation « FP » si et seulement si celui-ci ne correspond pas à un pixel du tracé de référence ou à un pixel faussement détecté comme route appelé fausse alarme ;
- *Faux Négatif (FN)* : un pixel est un élément du résultat d'évaluation « FN » si et seulement si celui-ci correspond à un pixel du tracé de référence n'ayant pas été extrait ;
- *Vrai Négatif (VN)* : un pixel est un élément du résultat d'évaluation « VN » si et seulement si celui-ci ne correspond pas à un pixel du tracé de référence et qu'il n'a pas été extrait.

Une illustration des entités d'évaluation est présentée à la Figure 4.17 (une adaptation de Wiedemann *et al.* (1998), Cardim *et al.* (2018) et Sghaier & Lepage (2016)).

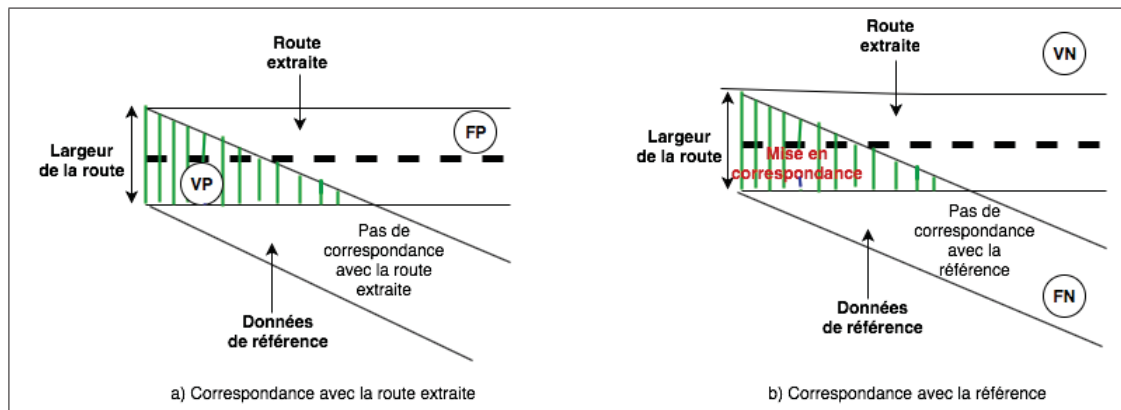


Figure 4.17 Schéma de présentation et de comparaison des entités d'évaluation. (a) comparaison avec la route extraite et (b) comparaison avec les données de référence [Adaptation de Wiedemann *et al.* (1998)]

4.5.2 Différents métriques d'évaluation

4.5.2.1 Taux de recouvrement ou complétude (R)

Ce métrique nous renseigne sur le ratio des pixels routes correctement extraites. Les pixels routes correctement extraites $N_{CorrExt}$ sont évalués par rapport au réseau de référence N_{Ref} .

$$\begin{aligned} Recouvrement &= \frac{N_{CorrExt}}{N_{Ref}} \\ &= \frac{VP}{VP + FN} \end{aligned} \quad (4.14)$$

avec le *Recouvrement* $\varepsilon [0, 100\%]$. Une valeur de recouvrement 100 indique que le réseau de référence est entièrement recouvert par la zone tampon autour du réseau extrait.

4.5.2.2 Taux de précision (P)

Cette mesure nous informe sur la fraction des pixels routes extraites qui correspondent avec la référence $N_{CorrExt}$ par rapport à la totalité des pixels routes extraites N_{TotExt} .

$$\begin{aligned} Précision &= \frac{N_{CorrExt}}{N_{TotExt}} \\ &= \frac{VP}{VP + FP} \end{aligned} \quad (4.15)$$

avec la *Précision* $\varepsilon [0, 100\%]$. Une valeur de la précision 100 indique que le réseau extrait est entièrement recouvert par la zone tampon autour du réseau de référence. On dira que la précision est à son meilleur si la quantité de routes extraites tend vers les routes de la référence.

4.5.2.3 Qualité (Q)

Cet indice permet d'apprécier le degré de détectabilité du réseau de routes et d'établir une métrique de base pour la comparaison des résultats. C'est une combinaison du taux de recouvrement et du taux de précision.

$$\begin{aligned} \text{Qualité} &= \frac{N_{CorrExt}}{N_{TotExt} + (N_{Ref} - N_{CorrExt})} \\ &= \frac{VP}{VP + FP + FN} \end{aligned} \quad (4.16)$$

avec la *qualité* $\varepsilon [0, 100\%]$. Une valeur de la qualité 100 indique que le réseau extrait se situe dans la zone tampon autour du réseau de référence, et vice-versa. On retiendra que la qualité est à son beau fixe, si le degré de détection correspond à un bon compromis entre la précision et le recouvrement.

4.5.2.4 Distance de classement (DC)

Cet indice est une mesure de la qualité globale des résultats. Elle mesure la distance normalisée (dans l'espace de recouvrement et de précision) entre les résultats et le modèle de référence.

$$DC = \sqrt{\frac{\%Recouvrement^2 + \%Précision^2}{2}} \quad (4.17)$$

la DC $\varepsilon [0, 100\%]$. Un taux élevé exprime l'obtention de meilleurs résultats.

4.5.2.5 Facteur de ramification (FR)]

Cette mesure est le ratio des segments de routes correctement extraits et incorrectement extraits.

Sa formulation est la suivante :

$$FR = \frac{FP}{VP} \quad (4.18)$$

Avec le facteur de ramification $\varepsilon [0, \infty]$. L'idéal serait d'atteindre un facteur de ramification de 0. Mais il sera difficile à atteindre à cause de la qualité de l'extraction et en plus l'ensemble des routes du réseau n'est pas totalement pris en compte souvent.

4.6 Conclusion partielle - Chapitre 4

Ce chapitre a abordé le processus d'extraction à partir des deux types de capteurs à savoir : optique et radar. Les deux approches (la transformée en beamlet et l'algorithme de l'angle spectral) utilisent conjointement la technique de multirésolution afin de réduire le temps de traitement en plus de mieux localiser les zones et les routes à détecter dans un milieu urbain (bruité). L'apport des filtres spéciaux permettra de réduire considérablement le bruit de chaotement dans les images radars pour faciliter la détection des routes.

CHAPITRE 5

DÉTECTION ET ÉVALUATION DES ROUTES ENDOMMAGÉES

5.1 Introduction

La plupart des crises bouleversent tous les systèmes de communication en place. Les secouristes ont du mal à se déplacer et à apporter de l'assistance aux populations sinistrées. L'identification des occupations du sol, en plus de localiser les débris et changements survenus, devient un casse-tête pour les gestionnaires des catastrophes. Pourtant, il faut se mettre à la tâche. Dans le contexte de la présente étude, les changements survenus et les décombres des bâtiments et des autres infrastructures occultent à divers niveaux la route, ce qui rend complexes l'identification et la localisation de celle-ci des autres occupations du sol. Pour cette partie de cette thèse, l'évaluation de l'état des routes est primordiale pour la cartographie des dégâts et sa gestion. Elle fournit des renseignements précieux pour tous les acteurs responsables de la gestion de ces zones (ministères, protection civile, collectivités locales, etc.). Pour cela, les méthodes de classification sont adaptées pour une meilleure discrimination des occupations du sol.

Ce chapitre est dédié à la détection et à la quantification des dégâts sur les routes à partir des images optiques et radars. Il commence par la présentation des descripteurs du contenu des images afin de mieux représenter les motifs d'intérêts. Ensuite, après l'extraction des caractéristiques représentatives des images, une présentation des algorithmes utilisés pour l'apprentissage à des fins de classification des dégâts seront utilisés. Ce chapitre sera clôturé par la définition des métriques et l'évaluation des performances des méthodes employées.

5.2 Extraction de caractéristiques

Il n'existe pas de méthode unique pour la segmentation d'image et encore moins une technique pour le choix des bons descripteurs dans le cadre de la classification d'images. Le choix d'une méthode est lié à la nature de l'image, aux primitives à extraire et aux objectifs visés. Cependant, la plupart des méthodes existantes font référence aux notions de différence et de similarité

d'où l'apparition de deux grandes approches : approche frontière et approche région. Ces deux approches sont duales car l'une s'intéresse aux hétérogénéités des pixels dans l'image pour la détection des contours et l'autre aux homogénéités d'ensembles connexes de pixels pour détecter des régions.

L'information extraite d'une image comprend généralement deux parties distinctes, l'une spectrale et l'autre texturale. Dans le domaine du traitement automatique des images satellitaires, l'analyse spectrale a un rôle prépondérant sur l'analyse texturale, bien que les deux approches se complètent.

L'extraction de caractéristiques visuelles consiste à la transformation mathématique des calculs sur les pixels d'une image (calcul des histogrammes et textures pour la quantification de l'espace de couleur codée en bits). Ces caractéristiques visuelles permettent de rendre compte des propriétés visuelles ou du contenu de l'image. Il existe deux grandes familles : caractéristiques globales et caractéristiques locales.

Les *caractéristiques globales* sont calculées sur toute l'image alors que les *caractéristiques locales* sont calculées autour de points d'intérêt. Les caractéristiques locales ont l'avantage d'être distinctes et robustes face aux occlusions présentes sur l'image. Un descripteur local calculé en chaque point de l'image dont le résultat est cumulé dans un histogramme (représentation graphique de la répartition d'une variable), peut être vu comme un descripteur global aussi.

5.2.1 Extraction de caractéristiques globales

Pour l'extraction des caractéristiques globales, on distingue plusieurs attributs pour la mesure des caractéristiques : la couleur, la forme et la texture.

La *couleur* est une distribution globale des couleurs dans une image donnée qui consiste en une quantification de l'espace couleur choisi (RVB) suivie du calcul de l'histogramme des pixels transformés alors que les caractéristiques qui décrivent la *forme* nécessitent une identification préalable des régions d'intérêt (ROI).

La *forme* : Les caractéristiques de la forme utilisent une technique de segmentation de l'image ou la détection de leur contour. Ces régions peuvent être caractérisées au moyen de divers indices telles leur orientation principale et leur symétrie.

La *texture* est un concept qui traduit un aspect homogène local de la surface d'un objet. Cette notion de texture est souvent associée aux attributs permettant la caractérisation de l'homogénéité d'un ensemble connexe de pixels. L'information fournie par la texture est indispensable pour la discrimination des différentes régions d'une image. Elle se révèle complémentaire à celle de la luminance des pixels (spectral) pris individuellement. En effet, il arrive souvent que deux catégories d'occupation du sol se manifestent par une signature spectrale similaire tout en présentant une texture différente. Ainsi, la prise en considération de plusieurs pixels contigus pour définir la propriété de la texture introduit la dimension spatiale non présente dans la cas de l'information spectrale employée seule.

L'attribut de la texture est dépendante de l'échelle. Trois approches définissent la notion de texture : *approche stochastique*, *structurelle* et de *spectrale*. L'*approche stochastique* est basée sur les propriétés statistiques des valeurs et la position relative des pixels alors que l'*approche structurelle* repose sur les primitives qui décrivent la texture exprimée sous forme de graphes. Par ailleurs, l'*approche spectrale* est inscrite dans la veine de l'analyse spectrale telle que la transformée de Fourier et les filtres de Gabor qui peuvent respectivement fabriquer des descripteurs et identifier des traits distinctifs de l'image.

Pour l'approche stochastique, plusieurs mesures de texture peuvent être extraites à partir d'une seule région de l'image. Ces mesures sont calculées à partir de la matrice de cooccurrence ou de dépendance des niveaux de gris dans une fenêtre centrée sur le pixel concerné et de dimension prédéfinie. Les éléments de cette matrice représentent les mesures de la fréquence relative de la combinaison de paires de pixels ayant une relation spatiale spécifique. Le terme GLCM « *Grey Level Co-occurrence Matrix* » est utilisé largement dans la littérature pour désigner cette matrice. Cette matrice de cooccurrence de ton de gris (MCO) permet l'extraction de l'information sur la texture. On suppose *a priori* que la texture d'un bloc d'image est continue dans le

lien spatial qui existe entre les niveaux de gris de ce bloc. Pour dire que la taille de la fenêtre de recherche est fonction du pouvoir discriminatoire de la texture, mais en prenant en compte la superficie des classes d'intérêt pour éviter toute confusion entre ces classes (Ulaby *et al.* (1986)).

La base théorique utilisée dans le calcul des éléments de la matrice de cooccurrence d'une image donnée a été définie par Haralick (1979). Ce dernier a proposé 8 mesures caractérisant la texture (*homogénéité, contraste, dissemblance, moyenne, écart type, entropie, second moment angulaire, corrélation*) pouvant être extraites de la matrice de cooccurrence. Cependant, dans la littérature, seules quelques mesures pertinentes sont utilisées afin de réduire le coût computationnel.

5.2.2 Extraction de caractéristiques locales

La caractérisation d'une image peut-être calculée sur une zone restreinte (*ROI-Region of Interest*) de l'image, avec moins de pixels et ensuite on peut procéder à une itération sur l'ensemble de l'image. Une fois les dérivées premières calculées sur ces ROI où sont identifiés des arêtes avec de forts contrastes, représentent des vecteurs de caractéristiques qui contiennent les données de la détection telles l'orientation et la magnitude des arêtes. Le calcul se fait à différentes échelles pour ainsi s'affranchir de l'effet d'échelle (*zoom arrière et zoom avant*).

La méthode SIFT de Lowe (2004) (*Shift Invariant Features Transform* ou la transformation de caractéristiques visuelles invariantes à l'échelle détecte et identifie les éléments similaires entre différentes images. La méthode SURF-*caractéristiques robustes accélérées* (Oyallon & Rabin (2015)) est un algorithme de détection de caractéristiques, inspiré des descripteurs SIFT, basé sur la somme des réponses d'ondelettes de Haar. Ces approches font partie d'une grande famille de descripteurs robustes invariants face à l'échelle tels SIFT, SURF, HOG, LBP, GLOH (*Gradient Location and Orientation Histogram*). La plupart sont des extensions de SIFT (SURF, HOG, GLOH, etc.). Ils sont constitués d'histogrammes de vecteurs caractéristiques (contenant des données de détection-orientation et magnitude du gradient). Les motifs binaires locaux

s'obtiennent par un calcul de cooccurrence des niveaux de gris locaux d'une image et les HOG (histogrammes de gradients orientés). L'apparence et la forme d'un objet dans une image donnée sont généralement décrites par la direction des contours détectés. On calcule l'histogramme des directions des contours de chaque petite surface de l'image. Le résultat de cette combinaison constitue le descripteur HOG.

De telles représentations sont adaptées pour alimenter des algorithmes d'apprentissage tels que SVM, OC-SVM, KNN, AdaBoost, maximum de vraisemblance, Isodata... dans le cadre de ce projet, les SVM et AdaBoost seront testés et comparés avec les autres classificateurs cités.

5.2.2.1 Textures de Haralick

La matrice de cooccurrence (MCO) est une méthode d'extraction de caractéristiques de texture. La théorie sous-jacente à cette méthode est que toute information sur la texture peut être extraite par un ensemble de matrices (matrices de cooccurrence) de dépendance spatiale des niveaux de gris (NG) calculés en fonction de différents angles θ et d'une distance d (Figure 5.1).

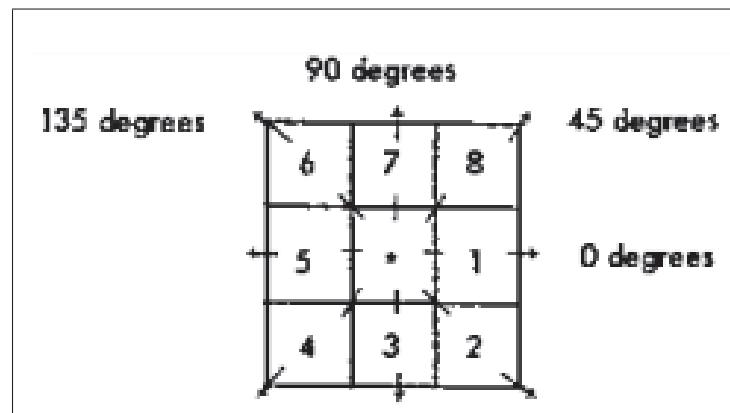


Figure 5.1 Fenêtre de 8 pixels voisins avec les angles d'orientations [Extrait de Haralick (1979)]

Une fois les matrices de cooccurrences calculées, on peut déduire les caractéristiques à partir de ces dernières. Une matrice P donnée dépend des niveaux de gris (NG) des pixels et cette matrice tient compte des occurrences des NG des pixels i et j (Figure 5.2).

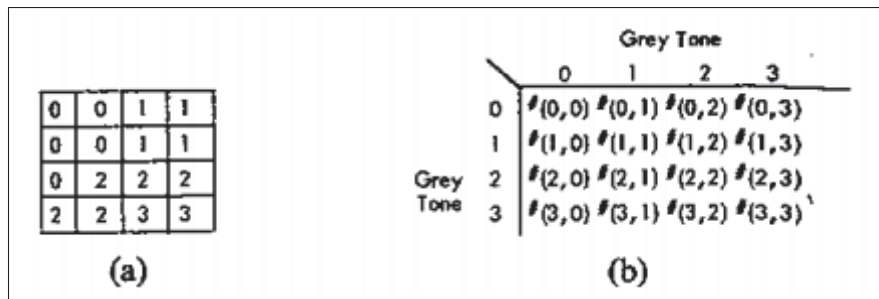


Figure 5.2 (a) Représentation d'une image avec 4 niveaux de gris, (b) forme générale de la dépendance spatiale matricielle pour une image à niveaux de gris [Extrait de Haralick (1979)]

Avec un jeu de transition entre les NG des pixels contingents (Figure 5.3), on obtient une matrice de dépendance spatiale couvrant toutes les combinaisons admissibles pour différents angles (par exemple : 0, 45, 90 et 135).

Haralick (1979) présente quatorze (14) mesures de texture qui peuvent être calculées à partir de la MCO, dont plusieurs sont corrélées : Moment angulaire du second degré, homogénéité, contraste, corrélation, variance, moment inverse, moyenne, entropie, etc. Par hypothèse, on admet que toutes les informations de texture sont contenues dans les MCO, ainsi on peut extraire les caractéristiques à partir de ces matrices. Ces MCO sont très volumineuses, redondantes et souvent incertaines à cause de la présence de très faibles occurrences. Les chercheurs préfèrent les représenter par un nombre restreint de descripteurs qui résument leur comportement (homogénéité, contraste, moyenne, etc.). Nous allons énumérer les descripteurs les plus utilisés dans la classification d'images de télédétection. Voici une liste des variables utilisées par les fonctions définies ci-dessous qui permettent d'extraire ces caractéristiques :

- i, j sont les niveaux de gris des pixels i et j ;

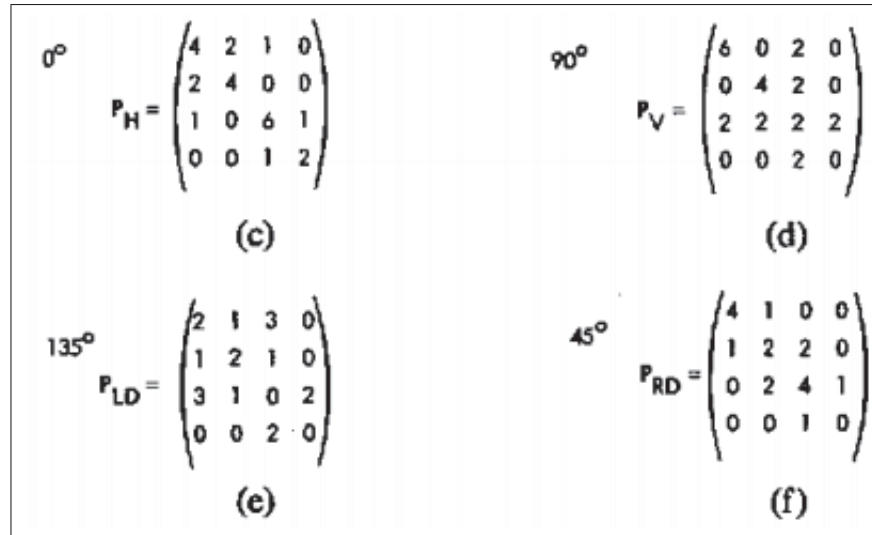


Figure 5.3 Calcul des différentes matrices pour les 4 orientations d'angle pour les pixels voisins [Extrait de Haralick (1979)]

- la variable $p(i, j)$ réfère aux éléments de la matrice P aux coordonnées i et j ;
- i, j varient entre 0 et N où N est le nombre de niveaux de gris dans l'image ;
- les variables μ_i , σ_i réfèrent à la moyenne et à l'écart-type.

$$\text{Homogénéité} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2}, \quad (5.1)$$

$$\text{Contraste} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j) \cdot (i - j)^2, \quad (5.2)$$

$$\text{Dissemblance} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j) \cdot |i - j|, \quad (5.3)$$

$$\text{Moyenne} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P(i, j) = \mu_i, \quad (5.4)$$

$$\text{Écart-type} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j) \cdot (1 - \mu_i)^2 = \sigma_i^2, \quad (5.5)$$

$$\text{Entropie} = \sum_{i,j=0}^{N-1} -P(i,j) \cdot \log P(i,j), \quad (5.6)$$

$$\text{Second Moment Angulaire} = \sum_{i,j=0}^{N-1} -P(i,j)^2, \quad (5.7)$$

$$\text{Corrélation} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P(i,j) \cdot (i - \mu_i) \cdot (j - \mu_j)}{\sigma_i \cdot \sigma_j}, \quad (5.8)$$

5.2.2.2 Histogramme de gradients orientés

L'algorithme HOG (Histogramme de gradients orientés) est un descripteur employé initialement pour la détection des objets aussi pour la détection de visage (Dalal *et al.* (2006)) que pour la télédétection (Zhang *et al.* (2019), Wang *et al.* (2019), Adam & Ioannidis (2014), Zhang *et al.* (2021)). La théorie derrière cette méthode est que l'apparence et la forme d'un objet d'intérêt de l'image peuvent être décrites par le biais de la distribution de l'intensité du gradient ou la direction des contours. On procède par une division de l'image donnée en sous-images pour obtenir des cellules. On calcule, pour chaque cellule, l'histogramme des directions du gradient (filtre de Sobel 3x3) pour chaque pixel de ladite cellule. Ensuite on combine judicieusement ces histogrammes pour construire le descripteur HOG (Figure 5.4).

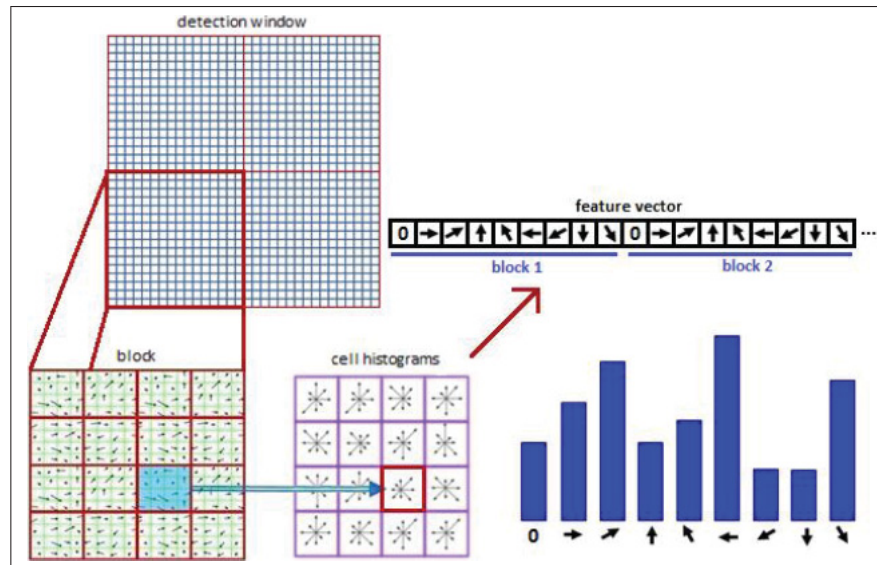


Figure 5.4 Processus de construction des caractéristiques HOG [Extrait de Migneault (2017)]

Descripteurs de texture LBP (motifs binaires locaux)

Configuration des LBP

Dans ce projet, ce descripteur de motifs binaire locaux *LBP-Local Binary Pattern* permettra de pallier au problème du coût computationnel en définissant un voisinage spatial adaptatif. L'utilisation de l'opérateur LBP pour l'analyse locale du contraste d'une image a été introduite par Ojala *et al.* (2002) pour l'analyse de texture. Il est défini comme une mesure de niveau de gris de texture invariant basé sur la texture locale du voisinage. Ce descripteur de texture LBP possède un grand pouvoir pour la description des scènes et objets dans des applications réelles et une simplicité d'implémentation. Il demeure invariant face aux changements d'échelles. Ce descripteur rend compte d'une information relative à des motifs réguliers dans l'image. Selon l'échelle du voisinage utilisé, certaines régions d'intérêts (ROI) tels des coins ou des bords peuvent être détectées par le descripteur LBP (Figure 5.5).

Le principe général de la méthode de calcul des LBP est de calculer des statistiques sur le voisinage de chacun des pixels de la fenêtre ou du cercle d'un certain rayon de distance du

pixel central considéré. On cherche à déterminer si l'intensité du NG des voisins est plus ou moins grande que celui du pixel central (voir le mode opératoire pour plus de détail).

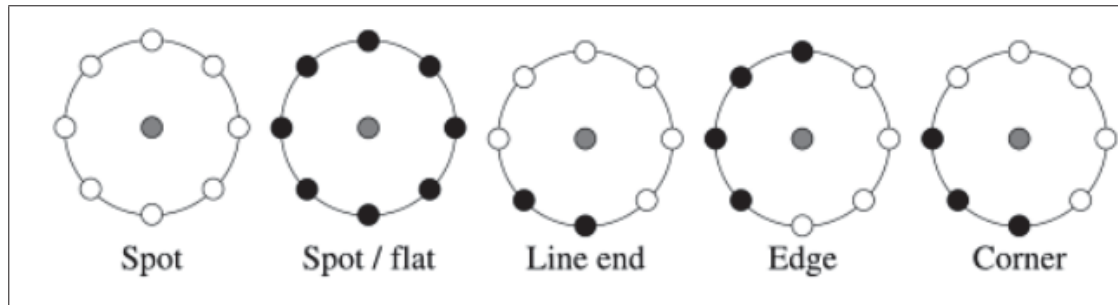


Figure 5.5 Différentes textures détectées par le LBP avec les cercles blancs et noirs représentent respectivement 1 et 0 [Extrait de Mäenpää & Pietikäinen (2005)]

Mode opératoire

Le LBP original a subi des extensions pour davantage généraliser son approche (Ojala *et al.* (2002)) dans laquelle le nombre d'échantillons voisins n'est plus limité. Dans la Figure 5.6, trois différents opérateurs LBP sont illustrés.

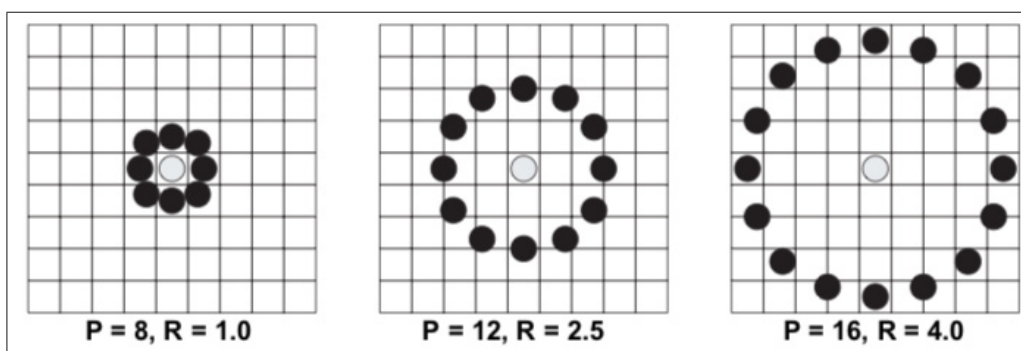


Figure 5.6 $LBP_{P,R}$ généralisé pour un ensemble de pixels voisins avec trois cercles symétriquement différents, où l'indice P correspond au nombre d'échantillons et R au rayon d'échantillonnage [Extrait de Takala *et al.* (2005)]

Les valeurs de R (rayon) et de P (pixels-échantillons) ne sont plus des constances pour calculer un code binaire (Ahonen *et al.* (2006)). Les pixels voisins dont la valeur du NG est supérieure à la valeur du NG du pixel central se veront attribués la note «1», sinon «0».

Le choix du premier pixel voisin et le sens de rotation pour le calcul du code binaire sont aléatoires. Par contre, il faudra conserver la même procédure de sélection de la position initiale du pixel voisin et le même sens rotationnel pour les opérations subséquentes. Cela est rendu possible dû à la propriété d'invariance par rotation qui n'affecte pas le calcul final. Deux exemples illustrent cet aspect du calcul avec un choix aléatoire du premier pixel (Figure 5.7 et 5.8). Le résultat final des codes binaires LBP est de fournir en sortie des caractéristiques pertinentes pour constituer un vecteur de caractéristiques en forme d'une série d'histogrammes provenant de chaque fenêtre de recherche. Ensuite, une concaténation de l'ensemble des histogrammes individuels des différents accumulateurs est réalisée pour constituer un histogramme final qui peut être normalisé au besoin (Figure 5.9). En pratique, il faut 10 entrées pour chacun des accumulateurs au maximum.

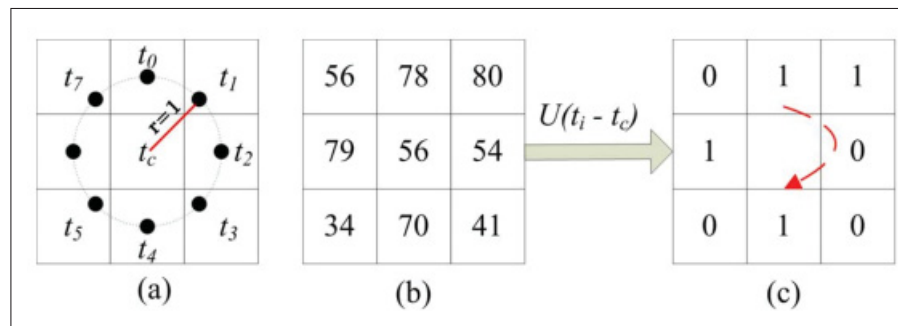


Figure 5.7 Exemple de seuillage de LBP. (a) Pixel central t_c et ses 8 voisins circulaires t_1 avec un rayon de $r = 1$. (b) Exemple de bloc 3×3 . (c) Patron du code binaire des 8 voisins. Le code binaire = 11001010.

$$\text{LBP} = 1.2^0 + 1.2^1 + 0.2^2 + 0.2^3 + 1.2^4 + 0.2^5 + 1.2^6 + 0.2^7$$

$$\text{LBP} = 1 + 2 + 16 + 64 = 83 \text{ [Li et al. (2015)]}$$

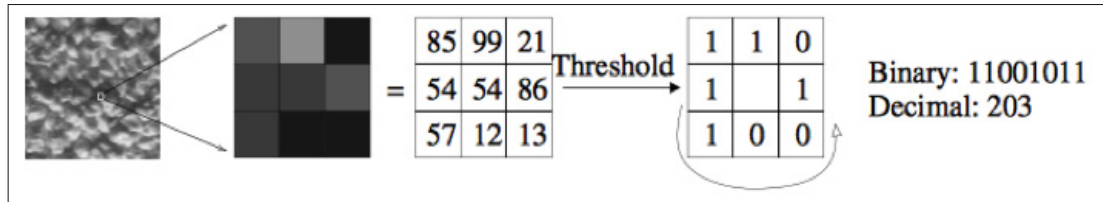


Figure 5.8 Exemple d'encodage des pixels par l'algorithme d'extraction de caractéristiques LBP [Ahonen *et al.* (2006)]

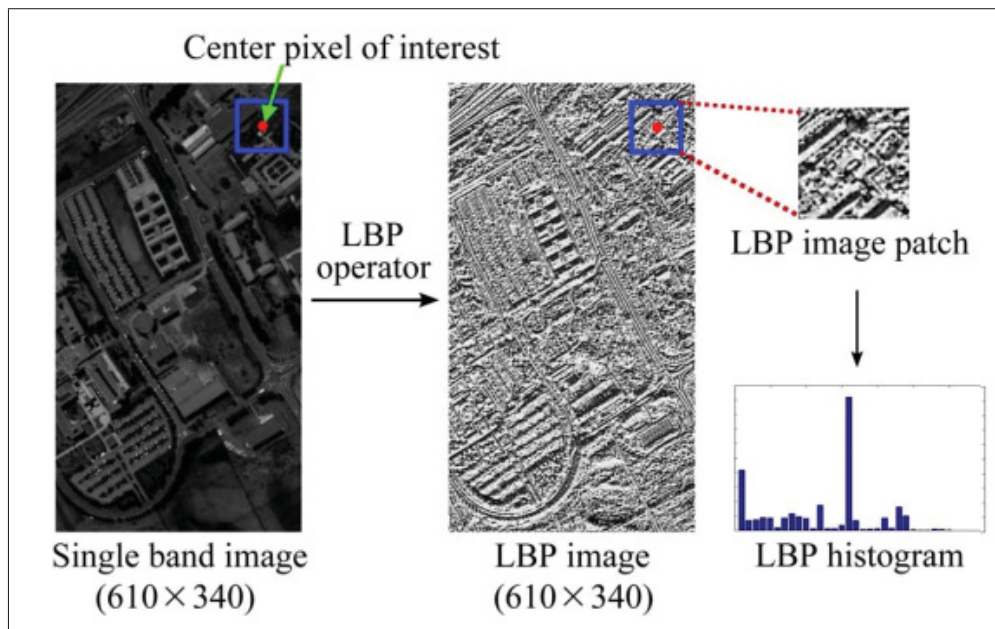


Figure 5.9 Exemple d'extraction de caractéristiques LBP [Li *et al.* (2015)]

Le code de l'opérateur LBP se calcule suivant la formule :

$$LBP_{x,y} = \sum_{b=0}^{B-1} s(p_b - p_c) 2^b, \quad (5.9)$$

$$s(z) = \begin{cases} 1 & \text{si } z \geq 0 \\ 0 & \text{si } z < 0 \end{cases} \quad (5.10)$$

où p_c est la valeur du pixel en (x, y) ; p_b est la valeur du pixel estimé par la technique d'interpolation bilinéaire pour les pixels voisins à la position b dans le cercle de rayon R autour de p_c ; B est le nombre total des pixels voisins ; $s(z)$ est une fonction de quantification.

Après l'étape des différents descripteurs, les algorithmes de classification sont utilisés pour détecter les zones d'intérêts que sont les dommages sur les routes.

5.3 Algorithme d'apprentissage automatique

Une technique de classification est une méthode d'analyse quantitative et d'interprétation de données dont l'objectif est de discriminer les différentes classes d'intérêt, c'est-à-dire de regrouper ces données en des sous-ensembles homogènes qui présentent des caractéristiques semblables. Le résultat de cette classification est une image ou une carte thématique avec une catégorisation des occupations de sols associées aux pixels. En télédétection, à cause de la pluralité, des différentes résolutions spatiales des systèmes d'acquisition optiques et radars, et de la complexité des informations contenues dans les images satellitaires, cette opération devient subjective et plus délicate. La classification peut être supervisée ou non supervisée. Dans l'approche supervisée, l'utilisateur intervient dans la définition des classes *a priori* appelées bases d'apprentissage, qui serviront à classer de nouvelles données contrairement à la classification non supervisée où l'utilisateur ne pose aucune hypothèse sur les classes.

5.3.1 Intelligence

La notion d'intelligence fait allusion à la capacité de prendre la bonne décision sur la base de certains critères. C'est l'ensemble des théories et des techniques mises ensemble pour aider des machines capables de simuler l'intelligence. L'exécution automatique de certaines tâches (prédiction et contrôle) par les programmes informatiques fait partie de ce qu'on appelle *l'intelligence artificielle* (IA). Ces programmes informatiques acquièrent cette sorte d'intelligence par le même principe que l'humain par l'apprentissage et l'entremise des données et exemples pour construire des connaissances opérationnelles. En résumé, on cherche la résolution de cer-

tains problèmes à forte complexité algorithmique ou logique par des méthodes mathématiques (algorithme génétique, réseau de neurones, algorithme d'optimisation) se basant sur le raisonnement du cerveau et notamment des interactions entre neurones biologiques ou encore des mécanismes imitant ou remplaçant certaines tâches de l'humain.

5.3.2 Apprentissage

Le concept d'*apprentissage* pour les classificateurs a pour but de classer correctement les futures observations ou éléments grâce à leur capacité de mémorisation après leur avoir présenté des échantillons limités. En un mot, la *généralisation* de cet apprentissage à d'autres futures observations inconnues constitue une mesure d'évaluation de sa performance. Donc, il s'agit de trouver un séparateur capable de mieux se comporter face aux données d'apprentissage en minimisant le nombre d'exemples d'intérêt mal classés, et aussi de mieux classer les futures données, mais encore inconnues (minimiser le risque de se tromper). La taille de l'échantillon d'apprentissage joue un rôle capital et crucial pour avoir une confiance donnée.

5.3.3 Exemples d'application d'apprentissage

Le Tableau 5.1 montre quelques exemples d'application des algorithmes d'apprentissage pour résoudre les problèmes liés à l'homme ou à ses activités.

Tableau 5.1 Quelques exemples d'application d'apprentissage automatique

	Reconnaissance de Formes		Catégorisation de Textes		Diagnostic Médical	
	Chiffres manuscrits	Détection de visages	Classification pages web	Classification courriels	Évaluation risques de cancer	Détection d'arythmie cardiaque
Entrées	Image (Couleur ou niveaux de gris)		Documents (Textes ou html)		État du patient (sexe, âge, bilan sanguin, génome)	
Sorties	Chiffres	Personnes	Thèmes	Spam ou non-spam	Patient à risque ou non	

5.3.4 Apprentissage ou entraînement

Une machine d'apprentissage s'entraîne sur des données pour ajuster un ensemble de paramètres. Dans cette phase d'entraînement, l'ensemble des paramètres résultants constitue le *modèle*. Une machine d'apprentissage dotée de ces paramètres qui le gouvernent est appelée *machine entraînée*. Il y a deux types d'apprentissages : supervisé (dirigé) et non supervisé (non dirigé).

Les étiquettes des classes sont connues dans l'apprentissage supervisé alors que dans le cas de l'apprentissage non supervisé, les algorithmes partitionnent l'espace des entrées en différentes régions en des groupes homogènes de données les plus similaires possible. On peut également trouver d'autres données similaires dans des groupes complètement distincts. Dans l'apprentissage supervisé, chaque exemple est un couple (entrée, sortie). Les deux exemples de problèmes supervisés couramment utilisés sont :

- *la régression* : l'entrée et la sortie sont des réels du même espace des caractéristiques. On calcule l'erreur quadratique entre la valeur réelle et la valeur souhaitée ;
- *la classification* : l'entrée est un entier (un symbole) correspondant à l'indice d'une classe. La fonction d'erreur utilisée est une fonction de probabilité qui fait une estimation sous certaines conditions ou contraintes.

5.3.5 Généralisation

Le concept de *généralisation* est employé par la grande majorité des algorithmes d'apprentissage. Le principe suppose que si un exemple d'entrée x_i est d'une distance plus proche d'un autre exemple x_j , alors on peut trouver des sorties associées $f(x_i)$ et $f(x_j)$ aussi proches l'une de l'autre. Ce principe est appliqué pour l'interpolation locale. Mais ce principe peut avoir des limitations lorsque le nombre d'échantillons à la sortie présente plus de variations que le nombre d'échantillons d'entraînement. Si un tel cas survient, il serait difficile voire impossible que la généralisation fonctionne. Pour éviter ce cas, il faut qu'il y ait autant d'échantillons qu'il y a de *pics* ou de *creux* dans la fonction de sortie afin de couvrir toutes ces variations

et d'en généraliser. Ce phénomène est appelé *la malédiction de la dimensionnalité*. Ce problème peut être résolu lorsque le nombre de variations de la fonction de sortie est une fonction exponentielle du nombre de dimensions des échantillons d'entrée.

Une fois que le modèle est formé, il faut évaluer les performances du classificateur face aux nouvelles données qui n'ont pas servi dans la phase d'entraînement. Il faut évaluer la machine sur un ensemble indépendant de données (*données test*). Cette phase de test permet d'apprécier la capacité du classificateur à reconnaître et à obtenir de meilleurs résultats avec un autre ensemble de données provenant de la même distribution. On peut citer quelques algorithmes d'apprentissage automatique pour l'intelligence artificielle capables de bien entraîner et donner de bons résultats en généralisation :

- *supervisés* : k-PPV (k- plus proches voisins), SVM (support à vaste marge), AdaBoost (*adaptive boosting*), algorithme de Bayes, réseaux de neurones, MLP-perceptron, ART-MAP *adaptive resonance theory neural network*, apprentissage profond, OCSVM (SVM à une classe), SAM - *Spectral Angle Mapper*, forêt aléatoire, etc.
- *non supervisés* : K-moyen, Isodata, SOM- *Self-Organisation Map*, etc.

5.4 Techniques de classification conventionnelles

5.4.1 Classificateur Isodata

L'algorithme Isodata-*Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique* (Ball & Hall (1965), Memarsadeghi *et al.* (2007)) est un classificateur non supervisé qui est une forme modifiée de l'algorithme *k-mean*. Dans le k-mean il est question de définir K centres de gravité (centroïdes). On affecte chaque objet à la classe dont le centroïde est le plus proche en termes de distance euclidienne. Après cette assignation, on recalcule le centre de gravité des objets de chaque classe. Ces deux dernières opérations sont répétées de façon itérative jusqu'à ce qu'on atteigne la convergence des centroïdes. Dans le même ordre d'idées, l'algorithme isodata divise les classes présentant de grandes variances et fusionne celles qui sont trop similaires à chaque itération. Ce processus continue jusqu'à ce que le pourcentage des observations changeant

dans chaque classe soit inférieur à un certain seuil fixé par l'utilisateur (ou si le nombre d'itération maximum est atteint). L'algorithme non supervisé Isodata (Sarkar *et al.* (1997)) est le suivant (Algorithme 5.1) :

Algorithme 5.1 : Non supervisé Isodata

- 1 **Entrée :** $\{Image\}$
- a. Initialiser et fixer le nombre d'agrégat et de paramètres
 - b. Initialiser les centroïdes à des valeurs aléatoires dans l'espace d'observation
 - c. Affecter les observations aux classes des centres qui leur sont le plus proches
 - d. Tester sur les conditions de fusion ou de division des classes
 - e. Actualiser les centroïdes des classes
 - f. Stopper l'algorithme lorsque l'un des critères d'arrêt est atteint, sinon aller à c.

5.4.2 Classificateur k-PPV

Le classificateur des k plus proches voisins (kNN- k *Nearest Neighbors*) est un algorithme non paramétrique permettant d'éviter de faire des hypothèses sur la distribution de données. Le k-PPV classe les objets selon leurs proximités aux données utilisées pour l'entraînement par une frontière de décision locale. Il n'y a pas d'entraînement proprement dit et les calculs sont seulement effectués lors de la classification. On compare chaque échantillon à classifier avec l'ensemble des données de la base d'apprentissage (BA), en utilisant une métrique (la distance euclidienne). Cette classification supervisée est effectuée par un vote majoritaire de son voisinage et assigne l'objet à la classe la plus présente parmi les k plus proches voisins. Une grande valeur de k réduit l'effet du bruit et sa détermination est cruciale.

La métrique la plus utilisée est la distance euclidienne, définie par :

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_I - q_I)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^I (p_i - q_i)^2} \quad (5.11)$$

où p et q sont deux points dans un espace de caractéristiques $\mathbb{R}^I$.

L'algorithme des k -plus proches voisins est le suivant (Algorithme 5.2) :

Algorithme 5.2 : k -plus proches voisins

- 1 **Entrée :** $\{Image\}$
- 2 Pour chaque pixel $\vec{p}$ de l'image :
 - a. Calcul de distance entre le pixel courant et tous les autres vecteurs $\vec{p}_i$ de la base d'apprentissage : $d(\vec{p}, \vec{p}_i)$
 - b. Rechercher les k vecteurs de cette BA les plus proches du pixel courant en terme de distance euclidienne
 - c. Assigne le pixel courant à la classe la plus présente parmi les k plus proches voisins

5.4.3 Classificateur du maximum de vraisemblance

L'estimateur du maximum de vraisemblance (MV) est une méthode statistique supervisée utilisée pour inférer les paramètres d'une distribution de probabilité d'un élément donné. Contrairement à certaines techniques où l'assignation d'un objet à une classe est basée sur le centre de gravité le plus proche (k -moyen) ou encore dont les éléments sont les plus proches (k NN), cet estimateur statistique se base sur l'analyse statistique de la distribution des échantillons de la BA pour ainsi définir les probabilités d'appartenance à chaque classe. Le choix d'affectation d'un nouvel élément est assujéti à la probabilité d'appartenance la plus élevée ou la plus probable, avec en prime un degré de confiance. Étant une classification supervisée paramétrique, l'on doit formuler des hypothèses sur la distribution des données (mieux si cette distribution est gaussienne, c'est-à-dire respecte l'hypothèse de normalité, cela évite de générer un sentiment d'appréhension lors de l'analyse).

L'algorithme du classificateur maximum de vraisemblance est le suivant (Algorithme 5.3) :

Algorithme 5.3 : Maximum de vraisemblance

- 1 **Entrée :** $\{Image\}$
- 2 Calcul des statistiques pour chaque classe (BA) : moyenne et matrice de covariance
- 3 Pour chaque pixel $\vec{p}$ de l'image :
 - a. Calcul de la probabilité d'appartenance à chaque classe
 - b. Assigne l'objet à la classe ayant la probabilité la plus élevée

5.5 Techniques récentes de classificateurs

5.5.1 Classificateur AdaBoost

L'idée principale du *boosting* est de permettre aux méthodes de produire des décisions précises sur la base de règles précises. L'algorithme AdaBoost développé par Freund *et al.* (1999) consiste à construire un classificateur fort à partir de classificateurs faibles (dont le taux d'erreur est nettement supérieur aux classificateurs avec des règles aléatoires) en cascade, agrégés par une moyenne pondérée de leurs estimations respectives (regression) ou vote majoritaire (discrimination). Chaque classificateur faible est vu comme une version adaptative du précédent en accordant plus de poids aux observations mal prédites ou mal ajustées. Si l'observation est bien classée, le poids demeure inchangé. À chaque itération, il y a une mise à jour.

L'algorithme adapté de AdaBoost est le suivant (Algorithme 5.4) :

5.5.2 Classificateurs SVMs

5.5.2.1 Généralités sur les SVMs

L'objectif principal d'un algorithme d'apprentissage est de faire une prédiction sur l'appartenance des échantillons à une étiquette ou classe à partir d'un ensemble d'exemples ou d'une base d'apprentissage. Cela revient à trouver une fonction f qui ferait correspondre chaque élément du couple d'entrée-sortie ou échantillons d'apprentissage $(\vec{x}_i, \vec{y}_i)$ de cette base d'apprentissage à une étiquette appropriée $(\{\pm 1\})$ telle que $f(\vec{x}_i) \geq 0$ pour $+1$ et $f(\vec{x}_i) \leq 0$ pour -1 .

Algorithme 5.4 : AdaBoost [Freund *et al.* (1999)]

```

1 Entrée : {Image}
2 Base d'apprentissage (A).
   N= nombre total d'échantillons dans la base d'apprentissage (A).
   Initialiser le poids W de chaque observation i avec  $W_i = \frac{1}{N}$ 
   m= Nombre de modèles espérés.
3 Faire m fois :
   a.  Entraîner un algorithme faible avec A
   b.  Si  $E_m$  plus grand que 0,5, arrêt du processus
   c.  Calculer le facteur  $a_m = 0,5(\frac{1 - E_m}{E_m})$ 
   d.  Ajuster le poids de chaque observation i mal classé avec  $W_i = W_i.exp(a_m)$ 
   e.  Normaliser le poids de chaque observation
   f.  Base d'apprentissage (A) est mise avec  $W_{i+1} = \frac{W_i.exp(a_m)}{Z_i}$  où  $Z_i$  est un facteur de
       normalisation garantissant que la somme de tous les poids d'instance est égale à 1.
Fin pour m

```

Lors de l'affectation, il y a des risques de mauvaise correspondance, c'est-à-dire avoir un taux élevé de mauvaise classification d'où l'importance de minimiser l'erreur d'apprentissage. La plupart des classificateurs possèdent des droites de séparation pour discriminer les exemples. À la différence des autres algorithmes d'apprentissage, les SVMs (Séparateur à Vaste Marge) minimisent ce risque de mauvaise classification car sa fonction objective admet une surface séparatrice avec une bonne marge entre les éléments de la base d'apprentissage. Ceci leur confère une meilleure capacité de généralisation sur les nouvelles données (des exemples inconnus).

Les SVMs sont des classificateurs introduits par Vapnik (1995). Le classificateur SVM est une méthode de séparation binaire dont le succès est justifié par de solides bases théoriques qui la soutiennent. Les SVMs font partie de la famille des approches discriminatives où l'on cherche plutôt à optimiser des frontières de décision pour séparer au mieux les classes. Contrairement aux autres méthodes de classification qui possèdent un nombre élevé de paramètres d'apprentissage pour construire leurs modèles respectifs, les SVMs ont peu de paramètres à fixer lors de la phase de validation.

Dans une grande majorité des classificateurs, la recherche d'une droite séparatrice pour discriminer (minimiser la distance intraclasse et maximiser la distance interclasse) les classes est fastidieuse. Il arrive de trouver une surface séparatrice linéaire pour séparer chaque élément d'une classe par rapport à une autre. Par contre, lorsque les éléments sont non séparables linéairement, cela devient difficile. Les SVMs permettent de solutionner ce problème en augmentant la dimension de l'espace des caractéristiques. Cette prouesse de séparation dans une grande dimension est rendue possible avec des fonctions noyaux. À la fin de la classification, une décision est prise en se basant sur la position des données par rapport aux frontières.

On peut dire que les SVMs sont des machines particulières qui sont promptes à déterminer un hyperplan optimal séparant un ensemble d'échantillons en deux classes distinctes. Pour éviter que des observations tombent (proches) de part et d'autre de l'hyperplan séparateur, on admettra que celles-ci tomberaient loin de l'hyperplan ou à une distance acceptable. C'est le principe des SVMs pour la recherche d'un hyperplan le « plus sûr ». Ce serait encourageant de tirer profit de cette information supplémentaire. En supposant l'existence minimale d'une surface séparatrice pour les observations positives et négatives dans l'espace des caractéristiques, il est évident qu'il existerait une multitude d'hyperplans valides à cet effet. Il serait préférable de chercher parmi ceux-ci, celui qui passe « au centre » des exemples des deux classes, c'est-à-dire l'hyperplan le « plus sûr » (Figure 5.10 (a)). La particularité remarquable des SVMs est de maximiser la marge de l'hyperplan (Figure 5.10 (b)). Advenant le cas d'un exemple mal décrit, cela pourrait entraîner une petite variation qui ne modifierait pas sa classification s'il se trouverait à une grande distance ou une bonne marge de l'hyperplan et cette petite variation ne modifiera pas sa classification proprement dite. Les vecteurs caractéristiques qui servent à définir cet hyperplan sont appelés « vecteurs de support », d'où le nom de SVM ou (*Vecteur Support Machine*) donné à ce classificateur.

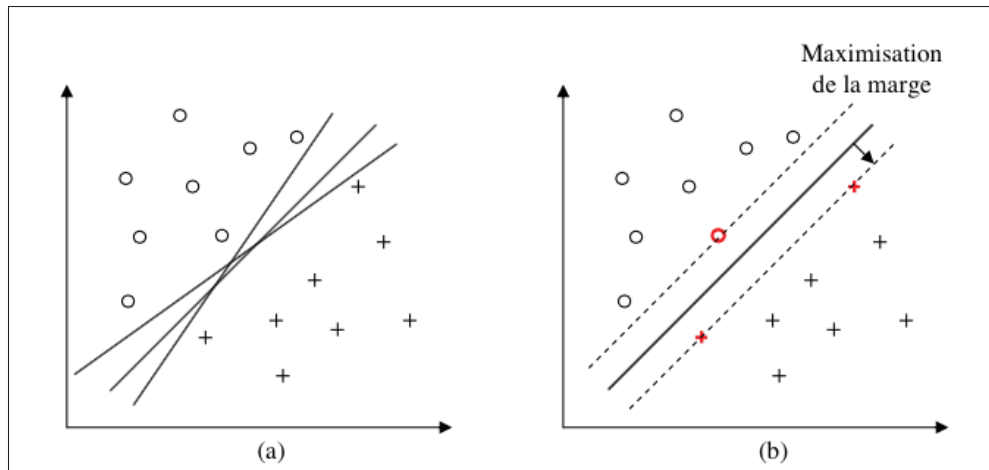


Figure 5.10 Hyperplan séparant les données en deux classes :
 (a) hyperplan avec une infinité de solutions possibles.
 (b) hyperplan avec marge optimale entre les données où les points rouges sont des vecteurs supports

Rappel

Les SVMs ramènent un problème de discrimination à la recherche d'une hyperplan optimal. Les idées principales permettant d'atteindre cet objectif : (1) définir une hyperplan comme solution d'un problème d'optimisation sous contraintes, (2) la recherche d'une surface séparatrice par le biais d'une fonction noyau qui augmente la dimension de l'espace des caractéristiques tout en lui conférant une grande flexibilité d'adaptation à diverses situations ou applications.

5.5.2.2 SVM linéairement séparable

Dans un problème de séparation linéaire, le processus de construction de l'hyperplan optimal séparant deux classes est défini comme suit. Pour un ensemble de points de données d'apprentissage $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ à deux classes $y_i = \{\pm 1\}$, le problème consiste à trouver un hyperplan de séparation linéaire tel que :

- Les données des classes d'étiquettes $+1$ et -1 se trouvent de chaque côté de l'hyperplan.

- La distance des vecteurs les plus proches de l'hyperplan dans chacune des deux classes est maximale. Ces vecteurs sont appelés vecteurs de support et la distance constitue la marge optimale.

D'une façon plus formelle, l'objectif est de trouver un hyperplan séparateur défini par l'équation $f(\vec{x}_i) = \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b$, qui sépare les deux classes avec la plus grande marge où le vecteur $\vec{w}$ normal à l'hyperplan et b le biais $w \in \mathbb{R}$ et $b \in \mathbb{R}$)

L'hyperplan H est défini par $x \in H \iff \vec{w} \cdot x + b = 0$. L'hyperplan sépare les deux classes si et seulement si :

$$\begin{cases} \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 & \iff y_i = +1 \\ \vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 & \iff y_i = -1 \end{cases} \quad (5.12)$$

Ce qui implique :

$$y_i \cdot (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1 \quad (5.13)$$

Le calcul de la distance entre deux droites parallèles ou la distance d'un point au plan est définie par :

$$d(x) = \frac{|f(x)|}{\|\vec{w}\|} = \frac{|\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b|}{\|\vec{w}\|} \quad (5.14)$$

On souhaite maximiser la distance de l'hyperplan aux points de l'ensemble de la base d'apprentissage afin que cette marge procure plus de «sécurité» en présence d'exemples inconnus, d'où un problème d'optimisation quadratique. Maximiser cette marge équivaut à minimiser l'inverse de la marge et déterminer les paramètres optimaux pour la résolution du problème d'optimisation quadratique sous contraintes, que sont $\vec{w}^*$ et b^* . Après avoir posé le principe de marge et de l'hyperplan, il faut identifier la solution de l'optimisation pour l'hyperplan optimal en maximisant la marge.

La marge est définie par $\frac{2}{\|\vec{w}\|}$. La résolution d'un problème d'optimisation quadratique dont la fonction objective $\frac{1}{2} \cdot \|\vec{w}\|^2$ est à minimiser, c'est le carré de l'inverse de la double marge. La contrainte associée stipule que les exemples doivent être bien classés et ne doivent pas être en dedans de la dite marge.

On obtient le problème de minimisation sous contraintes :

$$\begin{cases} \min(\frac{1}{2} \cdot \|\vec{w}\|^2) \\ y_i \cdot (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1 \end{cases} \quad (5.15)$$

Ce système d'équations (Équation 5.15), appelée formulation primale, impose la résolution d'un problème à n équations et $n + 1$ paramètres (plus de variables inconnues que d'équations ou de contraintes). Heureusement, le problème peut être résolu, entre autres par des approches efficaces. Ces méthodes permettent de surmonter le problème de grand nombre de variables à grande dimension. La méthode Lagrangienne d'optimisation quadratique avec des contraintes (formulation duale - autant de variables inconnues que de contraintes) est prompt à maximiser la marge.

En effet, cette approche permet d'introduire des contraintes dans la fonction objective en pondérant chacune d'entre elles par une variable duale et solutionner ce système d'équations. En introduisant les variables de Lagrange correspondant aux contraintes, le problème s'exprime alors :

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \cdot \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1] \quad (5.16)$$

Les variables inconnues duales α_i sont appelées *les multiplicateurs de Lagrange*. Ces variables représentent un atout majeur lié à la solution sous les contraintes citées. Donc, l'hyperplan qui ne respectera pas la contrainte pour les x_i , (c'est-à-dire mal classé du mauvais bord de la surface séparatrice) entraînerait des multiplicateurs α_i de Lagrange très grands et conduirait à une fonction objective maximale. Or, par hypothèse, cette fonction objective $\frac{1}{2} \cdot \|\vec{w}\|^2$ doit être minimale face aux variables primaires $[\vec{w} \text{ et } b]$ (formulation primale) et maximisée par rapport aux variables duales $[\alpha_i]$ (formulation secondaire).

On obtient la solution au problème d'optimisation quadratique, qui est le seul point d'inflexion du Lagrangien, avec :

- un minimum par rapport à $(\vec{w}, b)$;
- un maximum par rapport à α_i .

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \vec{w}} = \vec{w} - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \vec{x}_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (5.17)$$

En somme, le Lagrangien doit s'annuler respectivement par rapport à $\vec{w}$ et b , et si ce point optimal existe, il doit vérifier les hypothèses suivantes :

$$\begin{cases} \vec{w}^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i \vec{x}_i \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i = 0 \end{cases} \quad (5.18)$$

Si α_i^* est la solution du problème, le paramètre $\vec{w}$ est obtenu à partir de l'équation 5.18. Par ailleurs, ce système d'équations montre que la solution recherchée est fonction des données de la base d'apprentissage $[x_i]$.

Pour trouver le second paramètre optimal b^* , on introduit la condition complémentaire de *Karush-Kuhn-Tucker-KKT* (Kuhn & Tucker (1951)) avec l'équation :

$$\alpha_i^* \cdot [y_i \cdot (\vec{w}^* \cdot \vec{x}_i + b) - 1] = 0 \quad (5.19)$$

Pour qu'un point appartienne à la marge optimale, il faut qu'il vérifie l'équation :

$$[y_i \cdot (\vec{w}^* \cdot \vec{x}_i + b) - 1] = 0 \quad (5.20)$$

Si α_i^* est non nul, le vecteur correspondant $\vec{x}_i$ est localisé sur le bord de l'hyperplan, sinon, le vecteur correspondant $\vec{x}_i$ est un vecteur support.

Partant de ce principe, cela implique que les paramètres α_i appartenant à cet ensemble de points sur la dite marge seront différents de zéro (non-nuls). Ces points sont appelés *Vecteurs Supports*

(VS) et sont les éléments de la base d'apprentissage les plus proches de l'hyperplan séparateur optimal.

On peut calculer w en fixant le nombre de paramètres. À partir des équations 5.16 et 5.18, avec le remplacement par l'expression de w , on obtient les variables *multiplicateurs de Lagrange* α_i qui permettent d'établir la fonction de décision du classificateur linéaire ci-dessous :

$$f(x) = \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* \cdot y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{x}) \right) + b^* \quad (5.21)$$

On remarque deux choses : l'hyperplan solution ne dépend plus de la dimension n de l'espace d'entrée, mais plutôt du calcul du produit scalaire entre les vecteurs de l'espace d'entrée x_i et les VS. Et il arrive souvent que l'on n'arrive pas à classer les entrées de façon linéaire.

5.5.2.3 SVM non-linéairement séparable

Dans la première partie de la section des SVMs, il a été question de la base d'apprentissage linéairement séparable non bruitée et qu'il est possible de trouver un hyperplan séparateur à vaste marge. Dans la seconde section il sera question de faire une extension de cette théorie sur la base d'apprentissage non-linéairement séparable et bruitée. Cette extension permettra l'introduction des erreurs sur la base d'apprentissage en introduisant des variables souples ou *ressorts* dans le modèle SVM.

1. Marge relaxée

Si on pose par hypothèse, que la non séparabilité de la base d'apprentissage est due à la présence éventuelle de bruit, alors il faudrait relâcher un peu les contraintes imposées par la projection du vecteur x_i sur l'hyperplan dont w en est la pente. L'introduction des variables de relaxation ou *souples* ξ_i ($\forall i, \xi_i \geq 0$) permet de tenir compte de ces petites valeurs aberrantes (de la base d'apprentissage) lors de la projection des vecteurs sur l'hyperplan et cela assouplit les contraintes. Cette variable souple ξ_i associée au vecteur $\vec{x}_i$ de la base d'apprentissage est

nulle si et seulement si ξ_i est bien classée du bon côté de l'hyperplan, sinon elle sera égale à la distance entre l'hyperplan et le vecteur ξ_i .

Au lieu de laisser le classificateur apprendre le bruit des observations et biaiser la phase de généralisation, on admet que le classificateur commet des erreurs et donc il doit faire face à des observations mal classées. Les deux représentations de la Figure 5.11 illustrent respectivement le cas d'un SVM linéaire et un SVM avec des marges relaxées. En effet, l'exemple en rouge de la figure à droite, situé du mauvais côté de la marge qu'on appelle des *outlier* ou valeurs aberrantes et l'autre exemple en bleu tombée dans la moitié inférieure de la marge. Il fait

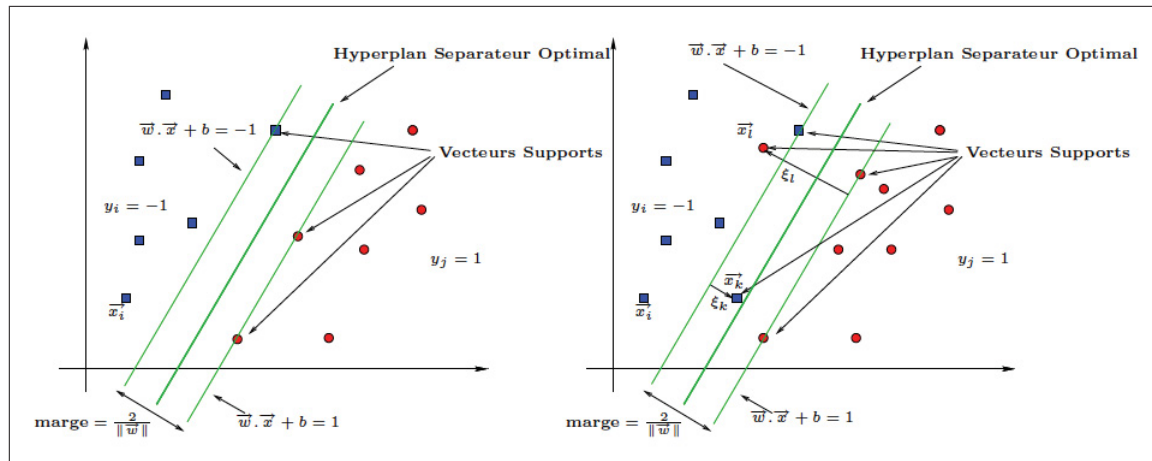


Figure 5.11 De gauche à droite : SVM linéaire séparant les données en deux classes et l'autre pour un SVM avec des marges relaxées

bon de rappeler que les SVMs à marge relaxée ont pour objectif de maximiser la marge et minimiser l'erreur d'apprentissage. Ainsi pour s'assurer que le nombre de valeurs aberrantes ou *outlier* est minimal ou raisonnable, il sera introduit des variables ressorts ou de relaxation dans la fonction objective. Et la résolution du nouveau problème d'optimisation quadratique devient :

$$\begin{cases} \min(\frac{1}{2} \cdot \|w\|^2) + C \sum_i \xi_i \\ y_i \cdot (w^T \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (5.22)$$

où C est un paramètre constant de compromis et il est positif.

- a. si $C \gg 0$ (très grand) le paramètre pénalise l'erreur d'apprentissage ;
- b. si $C \ll 1$ (très petit) favorise une grande marge et une grande erreur d'apprentissage.

Donc, on peut dire que le paramètre C est un régulateur entre la marge maximale et un faible nombre d'observations aberrantes sur la base d'apprentissage et est positif (Girosi (1998) ; Smola & Schölkopf (1998)). Une analyse du vecteur x_i de la base d'apprentissage par rapport aux variables duales (variables α_i de Lagrange) :

- a. si $\alpha_i = 0$ alors le vecteur x_i de la base d'apprentissage est bien classé et n'est pas un vecteur support (VS) ;
- b. si $0 < \alpha_i < C$ le vecteur x_i est sur la frontière de l'hyperplan, donc un VS ;
- c. si $\alpha_i = C$ le vecteur x_i est mal classé et ne se trouve pas du bon côté de l'hyperplan. Par contre, si ce vecteur x_i se trouve à l'intérieur de la marge il est considéré comme un VS. Puisque $\alpha_i = C$ et $C > 0$, alors $\alpha_i > 0$ par conséquent, cet élément est une valeur aberrante (*outlier*).

2. Fonctions noyaux

Pour classer un grand nombre de jeux de données non-linéairement séparables, il faut utiliser une fonction de décision non-linéaire, c'est-à-dire trouver un hyperplan courbé ou hypercourbe qui sera une sorte de frontière entre les exemples positifs et négatifs. Cela peut exiger un nombre important de paramètres à gérer. La théorie derrière le principe des SVMs est de trouver une fonction ϕ qui transfère les données de l'espace d'entrée vers un autre espace de sortie (de caractéristiques) où les données seront linéairement séparables dans une dimension augmentée par rapport à celle de l'espace de départ (Figure 5.12)

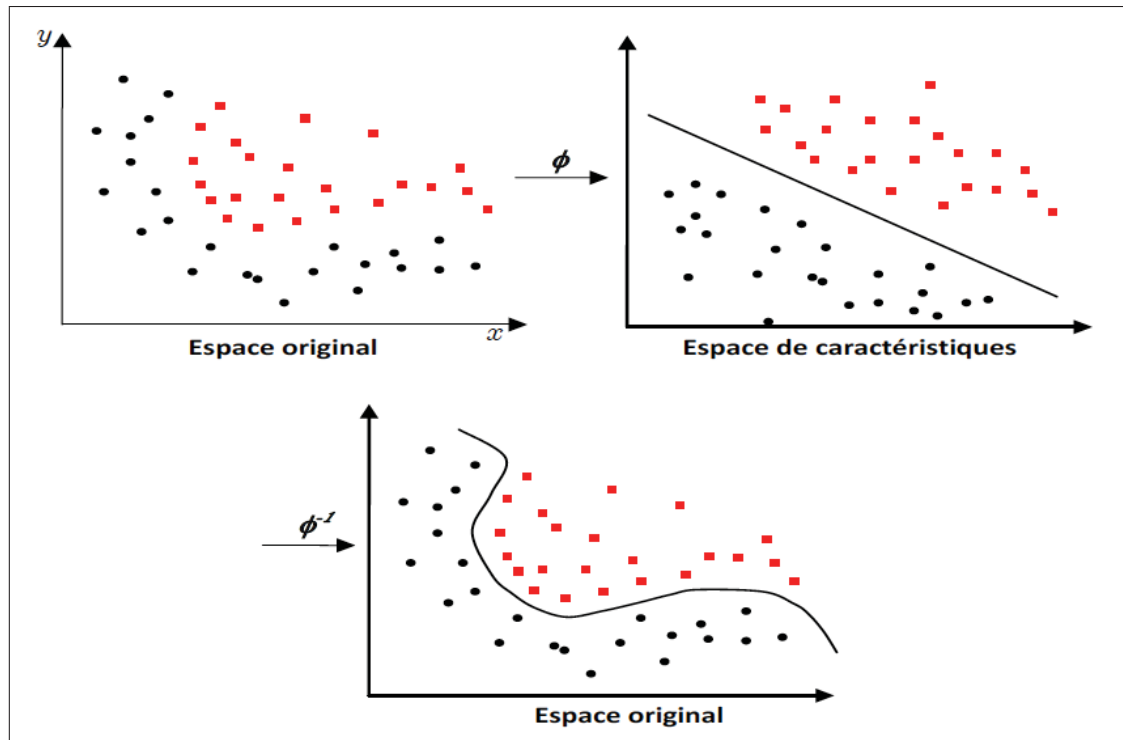


Figure 5.12 Illustration de la séparation des classes par le noyau de projection ϕ

La technique employée est la projection des données dans un espace augmenté tel qu'un espace RKHS (*Reproducing Kernel Hilbert Space*). Les espaces de RKHS sont des espaces à noyaux reproduisants (où l'évaluation en chaque point est continue). Si un noyau reproduisant K de Hilbert existe alors il est unique. Les fonctions à valeurs complexes sont transformées en des fonctions de forme linéaire et continue. Ainsi les données modifiées deviennent linéairement séparables. Cette projection se fait à l'aide d'une fonction noyau (Figure 5.13).

L'équation incluant les variables de Lagrange est la suivante :

$$\sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j), \quad \text{sachant que } 0 \leq \alpha_i \leq C \text{ et } \sum_i \alpha_i y_i = 0$$

où α_i est le multiplicateur Lagrangien associé au vecteur x_i . Si la valeur de α_i est non-nulle alors x_i est un vecteur de support.

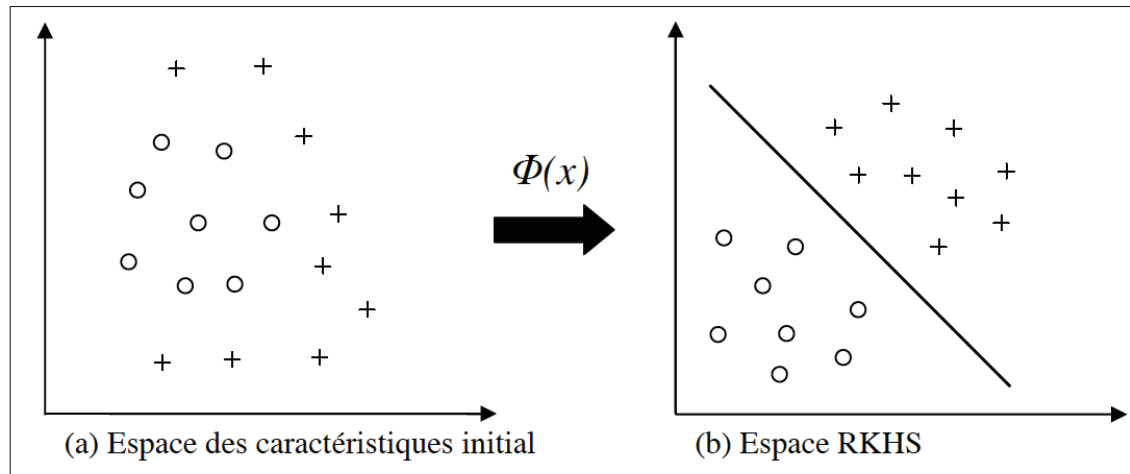


Figure 5.13 (a) Deux classes non séparables linéairement et projection via un noyau dans l'espace RKHS

(b) Projection dans l'espace RKHS où les données modifiées deviennent linéairement séparables à l'aide de l'hyperplan.

Le constat est l'apparition de la fonction noyau K . Le produit scalaire des images par la fonction de projection ϕ peut-être mis sur la forme $\phi(x_i)\phi(x_j) = K(x_i, x_j)$ (Équation 5.23) ci-dessus. Après la résolution de cette équation-ci en déterminant les α_i et le biais b , la fonction de décision est donnée par :

$$f(x) = \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i \cdot y_i \cdot K(x_i, x) \right) + b \quad (5.23)$$

Par conséquent, une des difficultés présentes est la recherche adéquate de la fonction noyau de transformation $K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$. Le noyau d'un SVM est une fonction symétrique définie positive qui permet de projeter les données dans un espace transformé de grande dimension dans lequel s'opère plus facilement la séparation des classes (Figure 5.13). Le produit scalaire peut se calculer comme suit, soit $x = (x_i, x_j)$ et $\phi(x) = (x_i^2, \sqrt{2}x_i x_j, x_j^2)$ et avec le théorème de Mercer

(Mercer (1909)), on démontre que :

$$\begin{aligned}
 \phi(x) \cdot \phi(x') &= x_i^2 x_i'^2 + 2x_i x_j x_1' x_j' + x_j^2 x_j'^2 \\
 &= (x_i x_i' + x_j x_j')^2 \\
 &= (x \cdot x')^2
 \end{aligned} \tag{5.24}$$

On n'a pas besoin de calculer la fonction ϕ lorsque k est bien choisie. Le produit scalaire est donné dans l'espace intermédiaire sans calculer $\phi(x) \cdot \phi(x')$ comme suit :

$$\phi(x_i) \cdot \phi(x_j) = (x_i \cdot x_j)^2 \tag{5.25}$$

Donc on peut calculer directement le produit scalaire en se passant du calcul de $\phi(x_i)$ et $\phi(x_j)$. Un noyau est l'équivalent d'un produit scalaire dans l'espace des caractéristiques (images). Pour la partie expérimentale de cette thèse, le noyau gaussien sera employé. Toutes les autres formes peuvent être obtenues via les noyaux RBF (*Radial Basis Function*) ou Gaussiens. Lorsque la valeur de σ tend vers zéro alors les gaussiennes sont centrées sur les vecteurs supports et seront plus étroites ou pointues et l'hyperplan devient complexe. En effet, la fonction de décision est la sommation des gaussiennes centrées sur les vecteurs supports. Indépendamment de la taille de la BA, il existera une petite valeur de σ telle que les gaussiennes soient adaptées et correctement classifiées (Figure 5.14). Parmi les noyaux les plus couramment utilisés avec leurs paramètres :

- le noyau linéaire : $K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$
- le noyau polynomial : $K(x_i, x_j) = (u x_i x_j + v)^p$
- le noyau RBF : $K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|}{\sigma})$
- le noyau gaussien : $K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2})$

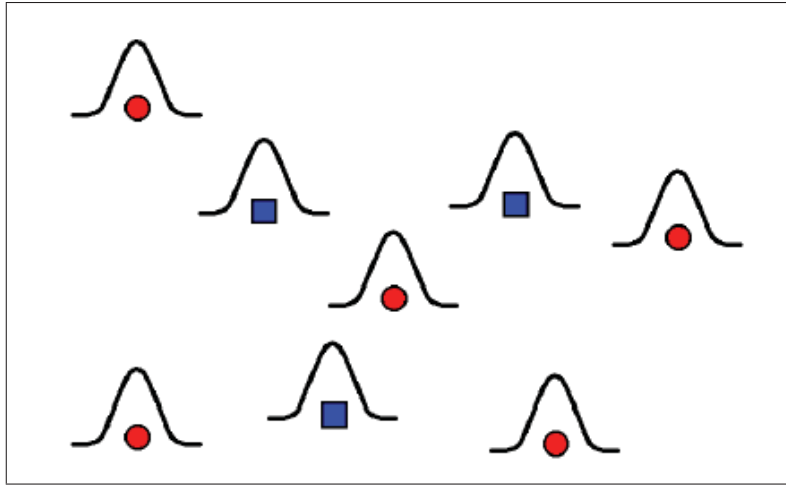


Figure 5.14 Illustration des gaussiennes correctement classifiées en fonction d'une petite valeur de σ

5.5.2.4 SVMs multiclass

Initialement les SVMs ont été conçus pour les classes binaires. Une extension est nécessaire lorsque plusieurs classes sont définies dans la base d'apprentissage (Figure 5.15). En général, une stratégie multiclass peut-être adoptée tout en utilisant une combinaison de classificateurs binaires. Il existe trois approches dans la littérature, mais deux sont couramment employées (Hsu & Lin (2002)) :

- a. Approche *un contre un* (1c1) : on aborde le problème par paire de classes, en ignorant les autres classes. Pour n classes, $\frac{n(n-1)}{2}$ classificateurs sont entraînés où on oppose les classes deux par deux. Pour une nouvelle donnée, toutes les classes sont entraînées individuellement et une stratégie de vote majoritaire est utilisée pour déterminer la classe gagnante ;
- b. Approche *un contre tous* (1cT) : Pour n classes, n classificateurs sont entraînés où les données de chaque classe sont comparées aux données de toutes les autres classes à la fois. Les classes sont départagées par un vote majoritaire ;
- c. Approche globale : elle consiste à traiter le problème dans sa globalité en une seule fois, en laissant le modèle tout seul faire la classification sans aucune stratégie établie.

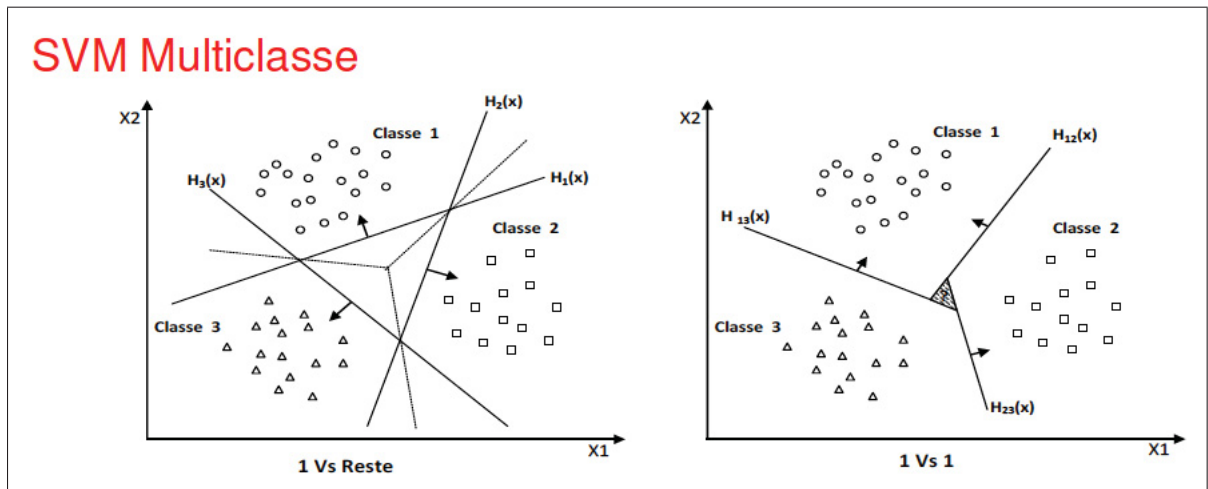


Figure 5.15 Illustration des SVMs multiclass

5.5.2.5 Classificateur SVM à une classe

Schölkopf *et al.* (2001) ont proposé une extension de la théorie des SVMs afin de réaliser un apprentissage basé uniquement sur les données cibles (exemples positifs). Cette variante des SVMs, qui est le *One-class SVM* (OCSVM), propose une fonction objective qui regroupe uniquement des exemples cibles sans se préoccuper des autres exemples.

La stratégie de l'approche *tous contre tous* tient compte de tous les échantillons de toutes les classes pour un problème d'optimisation, donc cela entraîne un coût de calcul très élevé. L'autre approche *un contre un* peut entraîner le classificateur vers un surapprentissage (Platt *et al.* (2000)). Et aussi, que ce soit pour l'une des stratégies ou l'autre, le temps de calcul est linéaire à la taille des données d'apprentissage (Platt *et al.* (2000)).

L'un des intérêts majeurs de cette approche est la définition d'une fonction de décision basée sur les données d'une seule classe, ce qui évite la tâche fastidieuse d'étiqueter et ensuite d'injecter dans le processus d'apprentissage. Aussi l'insuffisance et la non connaissance des autres données de la base d'apprentissage constituent un atout, car l'opérateur n'a pas à se soucier de ce problème additionnel. On suppose que les exemples de la classe cible sont disponibles en quantité suffisante. L'obtention d'un modèle fin et ajusté sur la classe d'intérêt est en quelque

sorte un gain de temps, car la stratégie multiclasse se résumera à *un contre tous*. Pour mieux ajuster les paramètres afin d'augmenter la performance des classificateurs OCSVM, quelques données proches de l'origine des axes (Ox, Oy) serviront de classe négative pour la phase de test.

L'approche OCSVM tente de trouver une surface séparatrice entre les données positives et l'origine pour un seuil donné τ . Plus précisément, on recherche une frontière fermée autour de la classe cible de sorte que le domaine correspondant comprend les éléments de la dite classe autant que possible, tout en minimisant le risque d'accepter des valeurs aberrantes et les éléments des autres classes. Ainsi l'équation de l'hyperplan est donnée par :

$$f(\vec{x}) = \text{sign}(\vec{w} \cdot \phi(\vec{x}) - \tau) \quad (5.26)$$

Soit l le nombre d'exemples cibles de la base d'apprentissage, le problème d'optimisation quadratique à maximiser est :

$$\begin{cases} \min(\frac{1}{2} \cdot \|\vec{w}\|^2 - \tau) + \frac{1}{v \cdot l} \sum_i^n \xi_i \\ \vec{w} \cdot \phi(\vec{x}_i) \geq \tau - \xi_i, \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (5.27)$$

où $v \in [0, 1]$, $\frac{1}{v \cdot l}$ n'est plus une constante mais un intervalle. $\frac{1}{v \cdot l} = C$ (C comme dans le SVM classique) est fonction de la taille de la base d'apprentissage et de v . Ce paramètre C est un compromis entre la marge (distance entre l'hyperplan et l'origine des axes (Ox, Oy) $\frac{\tau}{\|\vec{w}\|}$) et le nombre de valeurs aberrantes de la base d'apprentissage.

- a. si v est très petit, le problème pénalise l'erreur d'apprentissage. Ce phénomène provoque un sur-apprentissage. La précision totale diminue ;
- b. si v est très grand, le problème favorise une petite marge et une grande erreur d'apprentissage.

En injectant les variables (multiplicateurs) de Lagrange, la résolution du problème d'optimisation quadratique est sensiblement similaire à celui des SVMs :

$$f(\vec{x}) = \left(\sum_{i=1}^l \alpha_i \cdot K(\vec{x}_i, \vec{x}) \right) - \tau \quad (5.28)$$

- a. si $\alpha_i = 0$ alors le vecteur x_i de la base d'apprentissage est bien classé et à l'intérieur de la surface de l'hyperplan ;
- b. si $0 < \alpha_i < \frac{1}{v \cdot l}$ le vecteur x_i est sur la frontière de l'hyperplan ($f(\vec{x}) = 0$) ;
- c. si $\alpha_i = \frac{1}{v \cdot l}$ le vecteur x_i est mal classé et ne se trouve pas du bon côté de l'hyperplan mais à l'extérieur de la surface de l'hyperplan : ($f(\vec{x}) < 0$) ; x_i n'est pas du bon côté de la surface de l'hyperplan (soit bien classifié du bon côté, mais à l'intérieur de la surface ou soit du mauvais côté, donc mal classifié), mais demeure un vecteur support.

5.5.2.6 Optimisation des variables et paramètres

L'objectif de la famille des classificateurs SVMs est de séparer les données en les regroupant selon les probabilités d'appartenance ou de similarité. Les SVMs tentent de trouver un hyperplan optimal comme solution à un problème d'optimisation quadratique sous contraintes : (1) l'identification des multiplicateurs de Lagrange non nuls et le rejet des autres variables nulles (2) les hyperparamètres de régularisation de la marge C [SVM] et le pourcentage des *outliers* v [OCSVM] et (3) la taille du noyau σ .

1. Multiplicateurs de Lagrange

Pour la recherche de solution pour les multiplicateurs de Lagrange, il existe plusieurs méthodes telles que l'algorithme du gradient conjugué, l'algorithme du gradient projeté, l'algorithme du lagrangien augmenté, l'algorithme de points intérieurs, etc. (Hestenes & Stiefel (1952), Calamai & Moré (1987), Rockafellar (1976)), mais ces algorithmes présentent des limites lorsque la taille de la base d'apprentissage est élevée. Vapnik (1998) propose une approche pour réduire le problème en une suite de sous-problèmes où il rejette les variables nulles et identifie les multiplicateurs non nuls. Dans son livre, Platt (1999) propose un algorithme "*Sequential Minimal Optimization*" (SMO) qui réduit la résolution du problème des multiplicateurs de Lagrange à

un sous-problème de dimension deux. Analytiquement, il arrive à résoudre le problème de façon simple et rapide. Keerthi *et al.* (2001) proposent une modification du SMO de Platt (1999) pour réduire le temps de convergence de l'algorithme.

2. Hyperparamètres et la taille du noyau

Il n'existe pas de critère à proprement parlé pour le choix des paramètres qui gouvernent les modèles SVMs (et extensions) dans la résolution du problème d'optimisation quadratique. Le but est d'identifier les meilleurs couples de paramètres fournissant un faible taux d'erreur ou une très bonne performance avec les données de la base d'apprentissage ou des données de la base de test. Il existe respectivement deux couples de paramètres (C, σ) et (ν, σ) pour le SVM et le OCSVM. L'objectif est d'identifier le meilleur couple afin que le classificateur soit en mesure de faire une bonne prédiction sur les données inconnues (données de la base de test). Le Tableau 5.2 montre un aperçu des valeurs possibles des différents paramètres qui gouvernent les modèles SVMs selon les données en présence (Hsu *et al.* (2006)).

Tableau 5.2 Noyau, hyperparamètres et intervalles de recherche pour les SVMs
[Muñoz-Marí *et al.* (2010)]

Algorithmes	Paramètres	Exemples d'intervalles	Significations
OCSVM	σ	$[10^{-2}; 10^2]$	Taille du noyau
	ν	$[10^{-2}; 10^{-1}]$	Taux des <i>outliers</i> avec les données de test
SVM	σ	$[10^{-2}; 10^2]$	Taille du noyau
	C	$[10^{-1}; 10^3]$	Paramètre de régulation entre la marge maximale et le nombre d'observations aberrantes dans la base d'apprentissage

La grille de valeurs permet de réduire et de circonscrire l'intervalle de recherche pour minimiser le temps de calcul. Hsu *et al.* (2006) suggèrent une plage des valeurs de la fenêtre de recherche. Ces valeurs grossières permettent par la suite une fenêtre de recherche plus affinée. La stratégie classique adoptée pour ces opérations pour l'identification des couples de paramètres est de séparer les données en deux groupes distincts afin de mieux refléter la performance du

classificateur face à des données inconnues. Différentes méthodes pour sélectionner de façon appropriée les paramètres existent telles que la validation croisée (Guo *et al.* (2005), Hastie *et al.* (2005), Alashwal *et al.* (2006)). Une version améliorée pour évaluer la performance du classificateur peut être faite en trois méthodes de *validation croisée* :

- a. **La méthode de partition entraînement/test** ou [*hold-out*] est simple. On divise les données en deux groupes ($\frac{2}{3}$) et ($\frac{1}{3}$) respectivement pour l'entraînement et le test. Cette méthode s'applique lorsque beaucoup de données sont disponibles. L'erreur est estimée sur les données de la base de test en mesurant la performance du classificateur par l'erreur quadratique moyenne ;
- b. **La méthode de validation croisée à k répétitions (k-blocs)** où *k-fold cross-validation* s'applique lorsque les données sont de petite taille. Cet algorithme de *validation croisée* est illustré à la Figure 5.16 avec un exemple de 5 répétitions ($k = 5$). La base d'apprentissage est subdivisée en cinq sous-groupes dont quatre pour l'apprentissage et un pour la validation (test). L'opération est répétée cinq fois avec une rotation des sous-groupes restants. L'erreur estimée est la moyenne des k erreurs quadratiques des k blocs de la base de test (Algorithme 5.5).
- c. **La méthode de validation croisée tout-sauf-un** ou *leave-one-out cross-validation* est un cas particulier de l'approche de validation croisée à k répétitions et possède n échantillons, où $n = k$. Dans cette approche les k blocs sont égaux au nombre d'échantillons (chaque bloc ne possède qu'une seule donnée). L'erreur quadratique est calculée sur la moyenne des n tests comme mesure de performance du classificateur.

En somme, la technique de validation croisée nous renseigne sur une estimation de l'erreur totale de classification qui est considérée comme une erreur de classification sur un sous-ensemble de données qui n'a pas fait l'objet lors de la phase d'apprentissage.

L'objectif de ces méthodes ci-dessus est d'évaluer une performance avec le moins de dépendance aux données (apprentissage ou de validation). Chacune de ces méthodes présente des avantages et des désavantages indépendamment du volume de données et du temps de calcul.

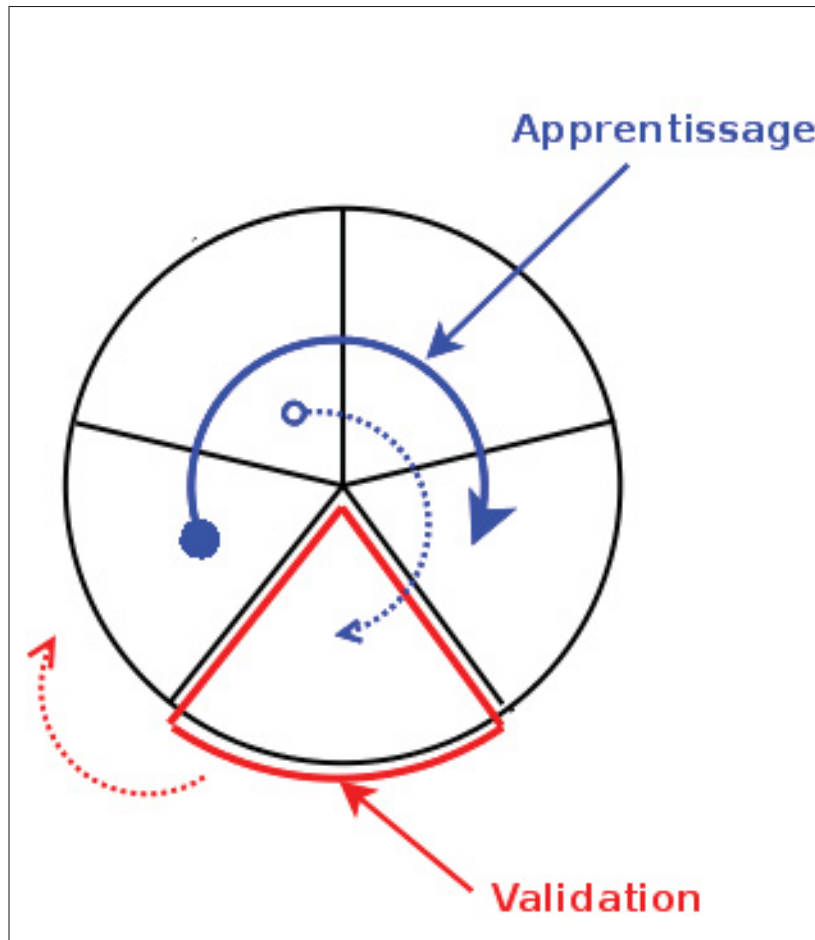


Figure 5.16 Illustration de la validation croisée à 5 blocs

- d. **Un modèle de sélection de paramètres.** Il est possible d'optimiser les paramètres (ν , σ) à partir de la grille de recherche ou la méthode de validation croisée. Cette démarche demande beaucoup de calcul et nécessite l'étiquetage des données normales et aberrantes. Il faut réduire le domaine de recherche de la grille de recherche tout en augmentant la performance du classificateur. Aussi, la sélection de la taille du noyau (σ) et du paramètre de régularisation (ν) est primordiale car leur choix influence beaucoup sur la performance du modèle généré par l'OCSVM (Ghafoori *et al.* (2016), Guo *et al.* (2005)). En plus, pour le choix du couple de paramètres des OC-SVM (ν , σ), la technique de la validation croisée ne peut être appliquée en raison de la base d'apprentissage qui ne contient que

des éléments de la classe positive (classe cible). En effet, il n'est pas pertinent de voir un classificateur positif produire une erreur nulle sur des dessous-ensembles de la base d'apprentissage pour couple de paramètres (ν, σ) .

Pour la sélection du couple d'hyperparamètres, une autre méthode est proposée par Rätsch *et al.* (2000) qui consiste à prendre en compte un petit nombre d'échantillons dans la base de données autre que la classe cible et de choisir le meilleur couple de paramètres qui englobe les éléments positifs et sépare au mieux les groupes de classes en question.

Dans le cadre de notre thèse, le modèle de sélection des paramètres dans l'OCSVM qui est un cas particulier des SVM, et employé par Ghafoori *et al.* (2016), Unnthorsson (2003) et repris par Li *et al.* (2011) dans la détection des débris à partir d'une image satellitaire à haute résolution spatiale est adopté. Dans leur approche méthodologique, les auteurs règlent en premier lieu le paramètre ν en se basant sur la fraction des données d'entraînement des cibles mal classées [1% ou 5%] soit $\nu=0,01$ ou $0,05$ pour un taux d'erreur de classification. Ensuite, ils procèdent au réglage approprié de la taille du noyau (σ) où la fraction des données d'apprentissage bien classées donnant un score de précision de classification qui tend vers $(1 - \nu)$. Ainsi, la combinaison de ν et σ est utilisée dans la classification de OCSVM (Li *et al.* (2011)).

Algorithme 5.5 Algorithme de la validation croisée

- 1 **Input :** $\{Base\ de\ données\}$
 - a. Subdiviser la base d'apprentissage en k -sous blocs
 - b. Sélectionner un des k -sous blocs comme groupe de test
 - c. Sélectionner les $(k - 1)$ blocs comme groupe d'entraînement
 - d. Effectuer l'entraînement sur la base d'entraînement
 - e. Évaluer la performance sur le groupe de test
 - f. Répéter l'opération en sélectionnant un autre sous bloc de test parmi les $(k - 1)$ sous blocs non utilisés comme données test
 - g. Répéter l'itération k fois de sorte que chaque sous bloc ait été utilisé une fois comme groupe de test
 - h. Faire la moyenne des résultats sur les k groupes de test pour la performance

5.5.2.7 Facteurs importants des classificateurs OCSVMs

Les classificateurs OCSVMs, un cas particulier des classificateurs SVMs, ont de nombreux avantages comparativement aux algorithmes classiques :

- Phase d'apprentissage consistant en la résolution d'un problème d'optimisation quadratique convexe sous contraintes linéaires, qui a donc une solution unique ;
- Surface de décision définie entièrement par la position des Vecteurs Supports, dont le nombre peut être beaucoup plus petit que la taille de la base d'apprentissage
- Complexité du problème d'optimisation ne dépendant pas de la dimension de l'espace des données, mais de la taille de la base d'apprentissage. Ce qui permet d'utiliser avec succès les OCSVMs pour les problèmes de grande dimension, notamment dans les problèmes de classification d'images hyperspectrales ;
- OCSVMs moins gourmands en calcul parce qu'elles utilisent uniquement des échantillons positifs ;
- Lorsque les données de la classe négative ne sont pas connues, il est pratique d'utiliser les OCSVMs.

La Figure 5.17 montre un exemple d'hyperplan de OCSVM. Les points rouges représentent les données de la base d'apprentissage. Toutes les données en rouges sont les pixels-route alors que les pixels en jaune sont des nouveaux pixels route à classer, soit :

- Les pixels situés à l'intérieur de la frontière de décision ;
- Les points supports situés sur la frontière de décision ;
- Les pixels situés à l'extérieur de la frontière de décision.

L'hypersphère, de taille minimale qui englobe tous les points de la base d'apprentissage, est donnée par le cercle bleu. Les points jaunes représentent de nouvelles données à classer. L'hypersphère et l'hyperplan classifient ces nouvelles données de la même façon : les points à l'intérieur de l'hypersphère sont tous du même côté de l'hyperplan, les points à l'extérieur de

l'hypersphère sont tous de l'autre côté de l'hyperplan. Chercher l'hypersphère de taille minimale qui englobe tous les points de la base d'apprentissage est donc équivalent à chercher l'hyperplan séparateur optimal des OCSVMs.

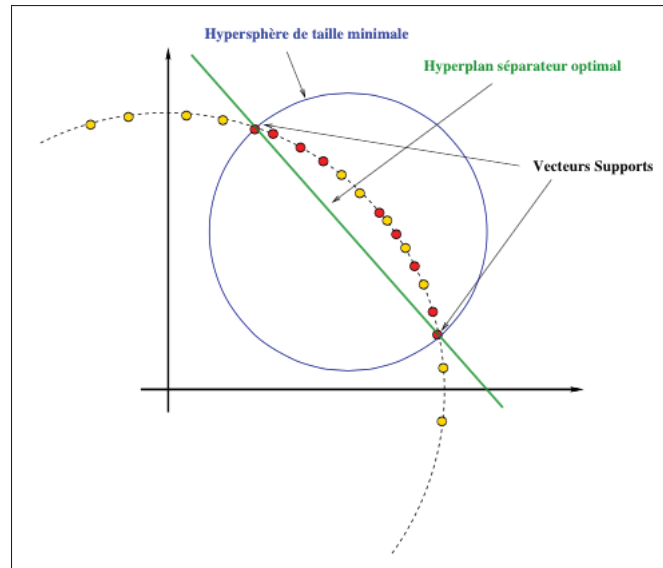


Figure 5.17 Illustration d'un exemple de OCSVM

5.5.2.8 Pourquoi les OCSVMs pour la détection des dégâts

La topologie des routes, la grande variabilité et le bruit généré par les artefacts, tout cela augmenté par la présence très significative des débris sur les routes à la suite d'une catastrophe majeure rendent complexe la détection des dégâts se trouvant sur les routes. Ainsi, il faut faire la différence entre les routes dégradées et les routes occultées par des artefacts lors du processus d'extraction de celles-ci. Les débris occultent une partie des routes ou sont intercalés entre deux segments de routes détruites. Pour une meilleure discrimination entre les routes intactes et les routes dégradées, Li *et al.* (2011) emploient une technique basée sur un type particulier des SVMs appliqué à une seule classe (OCSVM). Cette approche a donné de bons résultats. La technique de classification fondée sur les Séparateurs à Vaste Marge ou *Support Vector Machines* (Vapnik (1995)) est utilisée dans de nombreuses applications telles que la reconnais-

sance des chiffres écrits à la main, l'imagerie biomédicale et, plus récemment, la classification d'images en télédétection. De plus, cette approche a donné de meilleures précisions et généralisations que les autres algorithmes de classification (réseaux de neurones, arbres de décision, algorithme génétique, etc.). Cette technique utilise un noyau Gaussien pour mieux discriminer les routes occultées des routes obstruées. Les SVMs séparent l'ensemble de la base de données en deux classes en trouvant la fonction séparatrice optimale à partir d'observations connues.

Dans la littérature, peu d'articles traitent de la détection des dégâts sur les routes lors des crises majeures. Néanmoins, Li *et al.* (2011) et Wang *et al.* (2011) abordent la problématique avec deux approches différentes pour trouver une solution à cette problématique dans un contexte de catastrophe.

Li *et al.* (2011) utilisent une cartographie routière pour obtenir une image des régions routières. Ensuite, ils émettent des hypothèses sur la forte présence des débris provenant des bâtiments adjacents, et qui occultent partiellement les routes. Ce qui leur donne l'idée d'incorporer une mesure de texture pour réduire la confusion spectrale entre les routes et les débris. La technique d'une transformation morphologique (soustraction-érosion) est employée pour la segmentation. Et avant de procéder au raffinement de l'extraction, les auteurs utilisent l'approche OCSVM pour la classification des routes dégradées.

Dans l'article de Wang *et al.* (2011), les vecteurs routes obtenus par un SIG (Système d'Information Géographique) de l'image avant crise sont mis en correspondance avec l'image post-crise à THRS. Ensuite, ils emploient une approche orientée-objet basée sur la segmentation multi-échelle conjointement avec des informations spatiales, spectrales et géométriques pour l'extraction des routes. Et finalement, avec une analyse tampon des vecteurs routes de l'image avant crise et les routes extraites qu'ils superposent pour une mise en correspondance pour obtenir les routes dégradées.

5.6 Évaluation des performances des classificateurs

5.6.1 Évaluation et problématique

Lorsque les classes sont bien séparées avec aucun chevauchement entre les distributions spectrales, la plupart des classificateurs fournissent de meilleurs résultats qui restent assujettis au choix des échantillons d'entraînement (Smits *et al.* (1999)). L'incorporation de certaines données lors de l'apprentissage pour améliorer la performance des classificateurs peut occasionner des confusions entre les classes (Smits *et al.* (1999)) surtout si les groupes de données d'apprentissage sont différents.

Il est important de faire une évaluation de la précision des classificateurs lors du processus de classification des données de télédétection et non de considérer cette étape comme une tâche supplémentaire à entreprendre à la fin du processus ou à la livraison de finale de la carte thématique (Congalton (1991)). En effet, l'utilisateur ou le photointerprète a besoin de savoir avec exactitude le degré de précision de la production d'une carte thématique pour une utilisation rationnelle et efficace (Smits *et al.* (1999)).

En plus, le problème d'incohérence dans l'étiquetage des classes peut donner lieu à une mauvaise représentativité des données d'entraînement. En effet, selon (Smits *et al.* (1999)) les causes peuvent être d'origines diverses, soit :

- le chevauchement entre les classes (interclasses) ;
- variabilité à l'intérieur d'une même classe (intraclasse) ;
- zones de transition ;
- quantité insuffisante de données d'entraînement, etc.

Même s'il est difficile de quantifier l'erreur engendrée par ces problèmes évoqués ci-dessus, néanmoins il est possible de réduire l'impact en définissant adéquatement l'étiquetage des classes, le nombre de classes, la représentativité des classes, le classificateur approprié, les paramètres adéquats et les informations pertinentes à fournir (Smits *et al.* (1999)).

5.6.2 Matrice de confusion

La matrice de confusion ou la matrice des erreurs est une technique d'évaluation de l'exactitude d'une classification des données de télédétection ou d'autres applications connexes. En d'autres termes, cette matrice effectue une comparaison entre un groupe de données tests, entre les données étiquetées par le classificateur et les données réelles étiquetées. Cette technique fournit des informations sur l'exactitude de la classification et des sources d'erreurs. L'ajout d'informations supplémentaires sur les classes ou dans la base d'apprentissage peut résoudre les problèmes de confusions entre les classes d'intérêts (Foody (2002)). Dans l'évaluation de la classification des images satellitaires, le degré d'exactitude est généralement fait par la précision totale à partir de la somme des éléments diagonaux de la matrice de confusion (Fitzgerald & Lees (1994)). Dans la pratique, les colonnes de la matrice affichent les éléments de la référence préalablement identifiés sur le terrain ou par un expert et les lignes affichent la classification générée à partir des données d'entrée (image). Les éléments de la diagonale de la matrice de confusion correspondent aux nombres de pixels correctement classifiés. Les différentes valeurs de la matrice de confusion peuvent être analysées descriptivement ou analytiquement.

5.6.2.1 Évaluation descriptive d'une matrice de confusion

L'analyse d'une matrice de confusion est basée sur le calcul pour chaque classe, le rapport entre le nombre de pixels correctement détectés et le total de pixels. L'exactitude ou la précision totale de la classification ou encore l'erreur globale est obtenue par la moyenne des précisions calculées pour chaque classe en considérant le nombre de pixels de chaque échantillon.

La précision de classification des données de tests peuvent être exprimées de deux manières différentes à savoir : la précision de production et la précision d'utilisateur qui sont calculées respectivement par les données de référence et le nombre total des pixels correctement détectés (Smits *et al.* (1999)). La précision de producteur (PP) indique la probabilité qu'un pixel de référence soit correctement détecté. Par contre, la précision d'utilisateur (PU) mesure la pro-

tabilité qu'une étiquette affectée par le classificateur corresponde effectivement son étiquette réelle au sol (Congalton (1991)). Les différentes erreurs générées par ces deux modes d'évaluation sont appelées respectivement les erreurs d'omission et erreurs de déficits et des erreurs de commission ou erreurs d'excédents (Congalton (1991)). L'erreur d'omission est le rapport entre le nombre de pixels route bien détectés et le nombre total de pixels de route de référence alors que l'erreur de commission est le rapport entre le nombre de pixels route bien détectés et le nombre total de pixels route détectés.

Exemple de calcul de la précision totale (PT) = $(383 + 4 + 7 + 55)/610 = 73,60\%$.

Plus il y a d'erreurs d'omission, plus la précision du producteur est faible. Il en est de même pour l'erreur de commission, plus il y a d'erreurs de commission, plus la précision d'utilisateur est faible.

Les différentes erreurs générées par les deux modes d'évaluation sont calculées comme suit :

Erreur d'omission (%) = $100\% - \text{Précision du producteur } (\%)$

Erreur de commission(%) = $100\% - \text{Précision de l'utilisateur } (\%)$

Le Tableau 5.3 illustre un exemple de tableau d'une matrice de confusion avec les trois types de précision (précision de producteur, précision d'utilisateur et précision totale). Si on considère la classe (Degré<3), une interprétation de la matrice de confusion montre que 84,73% des dégâts ont été correctement identifiés comme dégâts et 85,68% des pixels détectés comme dégâts le sont réellement.

5.6.2.2 Évaluation analytique d'une matrice de confusion

L'évaluation analytique est très utile lorsqu'il est question d'avoir un jugement objectif sur la précision d'une classification ou de comparer les performances des différentes méthodes de classification (Congalton (1991), Smits *et al.* (1999)). Le jugement ou l'évaluation d'un juge peut être subjectif. Tenir compte de plusieurs sources de jugements ou avoir un autre point

Tableau 5.3 Exemple de matrice de confusion issue de la classification de l'image Quickbird du séisme de Boumerdès [Chesnel (2008)]

		Degré de dégâts réel						
		Degré<3	D3	D4	D5	Total lignes	Précision utilisateur	Erreur d'excédents (Commission)
Degré de dégâts estimé	Degré <3	383	51	4	9	447	85,68 %	14,32 %
	D3	15	4	1	0	20	20 %	80 %
	D4	23	11	7	1	42	16,66 %	83,34 %
	D5	31	11	4	55	101	54,45 %	45,55 %
	Total colonnes	452	77	16	65	610		
	Précision producteur	84,73 %	5,19 %	43,75 %	84,61 %			
	Erreur de déficits (Omission)	15,27 %	94,81 %	56,25 %	15,39 %			

de vue discordant (désaccord) pour s'ajuster ou en tenant compte, peut être bénéfique pour une prise de décision optimale. Le coefficient de Kappa permet d'analyser ces désaccords. Le coefficient K varie entre 0 et 1.

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_i n_j}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_i n_j} \quad (5.29)$$

ou encore

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} = \frac{P_{accord} - P_{hasard}}{1 - P_{hasard}} \quad (5.30)$$

$P_0 = \frac{1}{n} \sum_i^k n_{ii}$ est la somme des effectifs diagonaux divisés par la taille de l'échantillon n . P_0 représente aussi la précision totale ou la précision accord.

$P_e = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^k n_i n_j$ est la concordance aléatoire ou du hasard égale à la somme des produits des effectifs marginaux divisés par le carré de la taille de l'échantillon (Youness & Saporta (2003)).

La proportion d'accord observé et la proportion d'accord aléatoire ou du hasard sont :

$$P_0 = \frac{1}{610}x(383 + 4 + 7 + 55) = 0,736 \quad (5.31)$$

$$P_e = \frac{1}{610^2}x[(452x447) + (77x20) + (16x42) + (65x101)] = 0,566 \quad (5.32)$$

$$K = \frac{0,736 - 0,566}{1 - 0,566} = 0,39 \quad (5.33)$$

Cette valeur indique un accord faible. Interprétation du résultat :

- < 0 = désaccord ;
- $[0 - 0,20]$ = accord très faible ;
- $[0,21 - 0,40]$ = accord faible ;
- $[0,41 - 0,60]$ = accord modéré ;
- $[0,61 - 0,80]$ = accord fort ;
- $[0,81 - 1,00]$ = accord total.

Ainsi, un coefficient Kappa de 0,39 signifie que 39% de la classification des dégâts n'est pas due au hasard.

5.7 Conclusion partielle - Chapitre 5

La détection des dégâts nécessite la connaissance des informations sur les objets d'intérêts. Nos objets cibles qui sont les routes présentent des caractéristiques spécifiques et des signatures spectrales. Des descripteurs particuliers sont nécessaires pour les identifier par rapport aux autres occupations du sol ou de leur environnement immédiat. Les différents descripteurs ou caractéristiques pour mieux représenter les objets d'intérêt et leur différents modes opératoires ont été présentés. Les différents types d'apprentissage supervisés et non supervisés ont

été expliqués. Les différents algorithmes de classification qui seront comparés au modèle proposé (OCSVM) ont été présentés en détails afin de mieux apprécier l'impact des principaux paramètres qui gouvernent les modèles et optimiser les performance des classificateurs. Les modèles de sélection des paramètres ont été explorés. L'évaluation descriptive et analytique de la matrice de confusion expliqués permettront d'apprécier les performances des classificateurs et mettre en évidence les contributions originales. Le prochain chapitre expérimental présentera les données d'entrée, le protocole expérimental et le réglage des paramètres pour les applications de d'extraction de routes et de détection de dégâts à partir des images optiques et radars.

CHAPITRE 6

PROTOCOLES EXPÉRIMENTAUX ET RÉSULTATS

6.1 Introduction

Les images satellitaires présentent un avantage certain pour couvrir de vastes territoires et permettre une évaluation des infrastructures essentielles lors des catastrophes naturelles en milieu urbain. L'application des algorithmes d'extraction et de détection d'informations à partir des images satellitaires constitue un outil adéquat pour la cartographie rapide et une aide à la décision pour circonscrire le fléau et contribuer à une bonne gestion de la crise.

La présence d'artéfacts sur les routes rend cette cartographie difficile. De plus, les caractéristiques intrinsèques et extrinsèques (radiométrique, géométrique, contexte, etc.) de la route induisent des erreurs de détection ou de fausse détection lors de l'assignation de la signature spectrale des pixels aux segments de route.

Des pistes de solution sont proposées pour palier à ces difficultés d'extraction d'informations des images. Ces solutions sont principalement basées sur des approches de représentation pyramidale (analyse multirésolution et les beamlets), qui sont appliquées pour réduire le niveau de détails en prenant soin de conserver l'information sur les structures d'intérêt que sont les routes ou les débris sur les routes. L'analyse multirésolution est appliquée conjointement avec un algorithme de détection de routes (angle spectral) pour les images optiques et les beamlets pour les images radars. Ces deux premières approches ont fait l'objet de publications scientifiques (Voir Annexe III) et ont ensuite été bonifiées dans cette thèse.

Une fois les segments de routes ou les routes potentielles détectées, la recherche des blocages ou des débris sur ces dernières peut être entreprises. Les algorithmes de classification (OCSVM) sont proposés pour la détection et la quantification des dégâts sur les segments de routes avec des stratégies de combinaison des caractéristiques. Cette troisième application a

fait l'objet d'une publication scientifique (Voir Annexe III) et est bonifiée par la suite dans ce chapitre.

Ce chapitre résume et discute les résultats des expériences menées afin de valider les approches proposées dans la méthodologie. Les protocoles expérimentaux respectifs sont présentés de même que les résultats associés. Ensuite, nous validons les approches sur une série d'images de capteurs différents et nous comparons avec d'autres études similaires.

Pour la validation de nos algorithmes, plusieurs types d'images dans des zones différentes (Europe, Afrique et Amérique) avec des difficultés croissantes par rapport au bruit ont été testés (Tableau 6.1).

Tableau 6.1 Différents types d'images pour l'ensemble des tests de validation

		Images optiques	Images radars
Extraction de routes intactes et endommagées	Angle spectral & Analyse multirésolution	Routes intactes Zone Europe (2) Routes endommagées Zone Amérique du Sud (1)	S/O
	Transformée en beamlets & Filtres spéciaux	S/O	Routes intactes Zone Amérique du Nord(1) Routes endommagées Zone Amérique du Sud(1) Zone Amérique du Nord (1)
Détection de dégâts sur les routes	S V M et variantes	Routes endommagées Zone Afrique (1) Zone Amérique du Nord (1)	Routes endommagées Zone Amérique du Nord (1) Zone Amérique du Sud (1)

6.2 Application 1 : Détection et extraction de routes intactes et endommagées par imagerie optique

6.2.1 Introduction

Cette section présente la première application de cette recherche, consacrée à la détection et à l'extraction de routes intactes et endommagées à partir d'images optiques. L'approche retenue repose sur l'application conjointe de l'algorithme de l'angle spectral et de l'analyse multirésolution, afin d'améliorer la détectabilité des structures routières et de limiter l'influence du bruit

ainsi que des variations locales de la scène. Dans un contexte post-catastrophe, cette démarche vise à mieux distinguer les routes préservées des routes dégradées, en vue de soutenir l'évaluation des dommages et la planification des interventions. Les principes de la méthode, les données utilisées et les résultats obtenus sont présentés et discutés dans cette section.

6.2.2 Présentation et analyse des données images optiques

6.2.2.1 Présentation et analyse qualitative - zone européenne

Les critères de choix de ces images de test sont basés principalement sur : (1) la densité du réseau routier ; (2) les interconnexions et la topologie de la route ; (3) l'environnement immédiat de la route ; (4) la géolocalisation des sites ; (5) le niveau graduel de complexité de détection des objets d'intérêt. Les références des segments de routes ont été obtenues manuellement via le logiciel de vectorisation *Inskape* disponible gratuitement. Les deux sous-images de test rural et périurbain des sites européens n'ayant pas subi de catastrophe proviennent de la banque d'images d'OTB du Centre national d'études spatiales (CNES). Ces images ont été acquises avec la constellation d'images optiques provenant des satellites pléiades. Elles sont de taille 1000x1000 pixels avec 4 bandes spectrales (R,G,B et IR) et de résolution spatiale 0,6 m. Ces images sont prises le jour sans effet apparent d'occlusion (précipitation de pluie, neige ou présence de nuage). La topologie du réseau routier des deux images ne présente pas de relief apparent et l'image rurale affiche moins de bruit (routes clairessemées et bien visibles). Ceci permet d'apprécier dans un premier temps la robustesse de l'algorithme surtout avec certaines courbures et occlusions (présence d'arbustes). On observe une certaine homogénéité spectrale et une largeur constante le long de la route. L'objectif est d'apprécier le niveau de détectabilité des routes intactes et endommagées dans un milieu urbain. L'image périurbaine servira de test graduel vers l'image sinistrée d'Haïti représentant elle-même une image urbaine dense avec beaucoup de bruit de débris et artefacts sur les rues.

6.2.2.2 Présentation et analyse qualitative - zone des Caraïbes

Les deux sous-images d'Haïti (avant et après le séisme de 2010) ont été acquises avec des capteurs différents respectivement WorldView 2 et QuickBird de tailles 2000x2000 avec 3 bandes R, V, B et une bande panchromatique. Une fusion des images multispectrales de 2,4 m de résolution spatiale et panchromatique de 0,6m de résolution a été nécessaire pour produire une image de très haute résolution spatiale de 0,6m. Le séisme a eu lieu au centre-ville de Port-au-Prince dans un milieu de forte densité d'infrastructures et de routes bloquées par des débris provenant de l'effondrement des bâtiments avoisinants. Une particularité des routes américaines est leur trame orthogonale (forme quadrangulaire). La Figure 6.1 présente les différentes images qui serviront de tests et de validations.

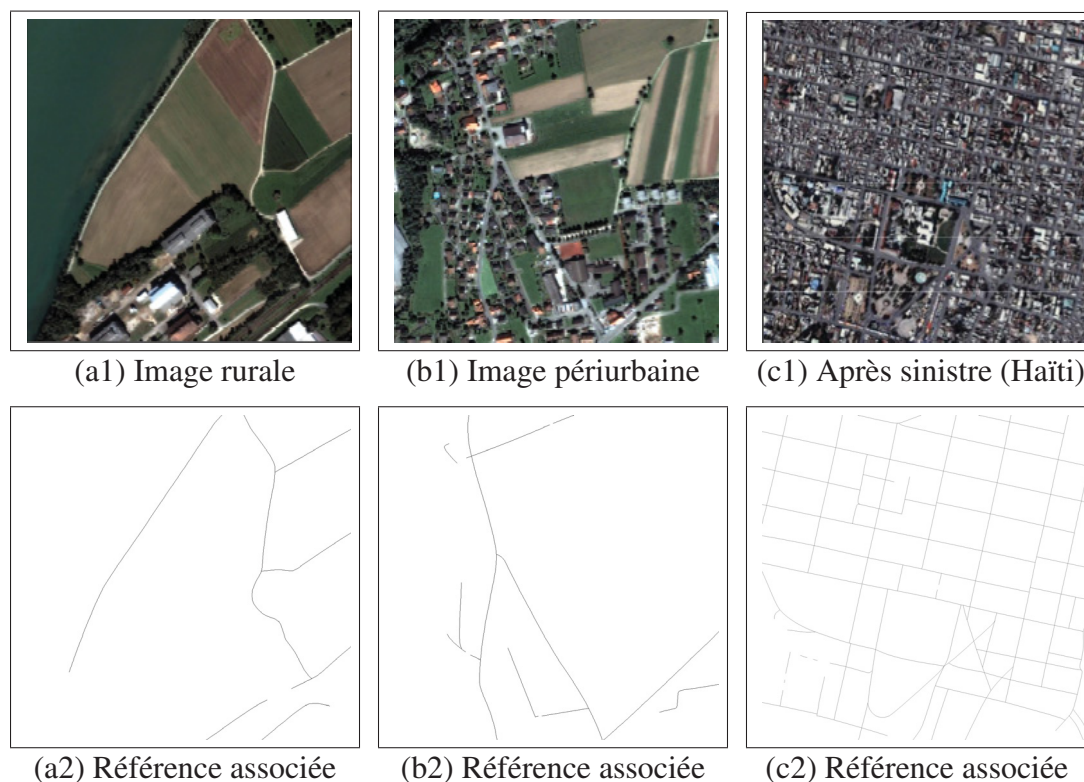


Figure 6.1 Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite : Les différentes zones de test des régions respectives rurale, périurbaine et urbaine sinistrée d'Haïti avec leurs références associées

6.2.3 Protocole expérimental

Tous les résultats sont obtenus à partir du logiciel libre OTB¹. OTB est un logiciel libre en C++ pour le traitement d'images satellitaires.

Les grandes étapes du protocole expérimental sont la génération de l'espace d'échelles par la construction d'une pyramide, la détection des routes à différents niveaux de résolution de la pyramide suivi de la projection à la pleine résolution pour évaluer la performance de la détection de routes par l'algorithme de l'angle spectral.

La fonction du filtre d'OTB qui permet d'appliquer un schéma de réduction de résolution sur une image prend en compte deux paramètres en entrée : le nombre de niveaux de la pyramide et le facteur de réduction du dernier niveau à générer (les valeurs subséquentes sont des multiples de 2 pour chaque dimension). Le nombre de niveaux est à spécifier par l'utilisateur. Ainsi, pour un facteur de réduction de 8, les différentes tailles des images résultantes générées du niveau 0 (zéro) au niveau 3 (trois) sont respectivement 1000x1000, 500x500, 250x250 et 125x125. La mise en oeuvre de la structure pyramidale à partir de la bibliothèque OTB est adaptée au traitement d'images multispectrales (plusieurs bandes), initialement prévu pour les images panchromatiques. Le processus consiste à faire un filtrage gaussien individuellement sur chacune des bandes de l'image pour générer une représentation pyramidale pour chacune. Les niveaux de résolutions respectives de chaque bande sont fusionnés pour constituer la structure pyramidale d'images multispectrales. À la suite de l'obtention de la structure pyramidale obtenue, l'algorithme de détection de routes basé sur l'angle spectral (approche développée au chapitre 4) est appliqué sur un des niveaux sélectionnés de la dite représentation pyramidale.

Sur le niveau de représentation pyramidale souhaité, un seul pixel de référence est choisi. Ce choix est basé sur l'information spectrale attribuée à un segment de route bien visible (représentatif du chemin ou de la route). Les coordonnées des différents pixels de référence sont obtenues à partir de l'interface graphique du logiciel OTB sur chacune des images à la pleine résolution (Figure 6.2). Parmi les paramètres employés pour l'algorithme d'extraction de route,

1. The ORFEO Toolbox software guide, URL : <http://otb.cnes.fr>

en théorie trois influencent les résultats : l'information spectrale du pixel de référence, l'écart angulaire maximum et la limite de distance de liaison entre les segments (intimement liée à la résolution de l'image). Pour limiter une grande influence sur l'ensemble des résultats, la plupart des valeurs par défaut de l'algorithme ont été utilisées. Le Tableau 6.2 montre les paramètres de l'algorithme d'extraction de routes et les valeurs par défaut fixés pour tous les niveaux. Cela permet de faire une meilleure interprétation des impacts de la pyramide d'images, car l'influence est faite au niveau de la représentation. Seulement les routes principales ont été considérées pour l'évaluation de la performance de notre approche. L'un des objectifs visés est de faciliter l'aide aux photointerprètes dans leurs tâches pour produire une carte des routes opérationnelles et non opérationnelles après une crise majeure.

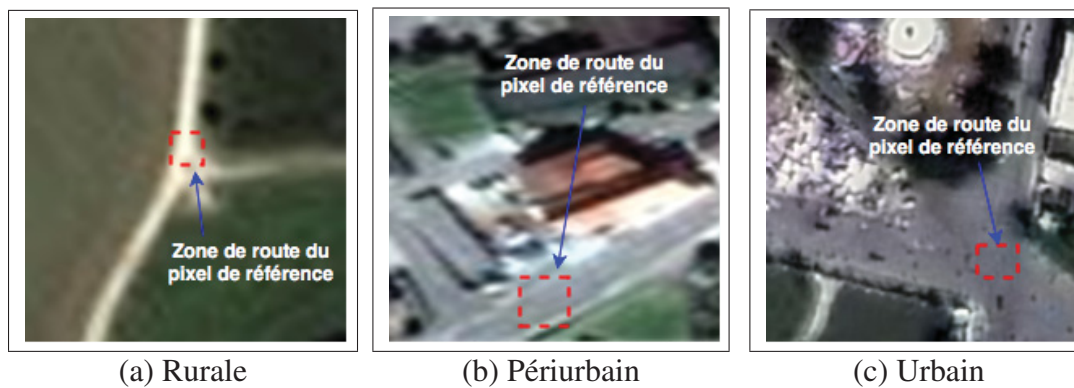


Figure 6.2 Différents pixels de référence respectivement en chemin de terre et en enrobé bitumineux

À la suite des séries d'images multispectrales obtenues comme les résultats des segments de routes, une projection est effectuée à chaque niveau inférieur à partir du niveau de détection initial choisi jusqu'à la pleine résolution de l'image d'origine. Le choix du niveau de détection initial peut être fait par une évaluation qualitative (observation) ou une évaluation quantitative en utilisant le taux de recouvrement (complétude) comme critère de sélection. Le taux de recouvrement exprime le plus de correspondance avec les segments de routes de l'image de référence. Cette projection présente plusieurs avantages. Une observation visuelle (évaluation qualitative) permet d'apprécier au niveau des échelles d'une même octave, s'il y a une réduc-

tion ou un gain d'information, d'une part, et, d'autre part, à jumeler les informations extraites d'une octave à l'autre pour rehausser le degré de détectabilité des routes. Ce processus d'évaluation se résume à comparer les résultats de détection des routes avec le graphe de référence tout en suivant le paradigme des feux tricolores de la circulation automobile, soit les segments aux couleurs vertes correspondront aux vrais segments de routes (vrai positif) tandis que les segments rouges seront identifiés comme une correspondance incorrecte (faux positif). Les segments de couleurs orangées exigent des vérifications supplémentaires pour mieux apprécier si nous sommes en face de fausses alarmes (erreur de commission) ou des oublis (erreur d'omission).

Tableau 6.2 Les paramètres de l'algorithme d'extraction de routes

Paramètres	Définition	Default
Alpha	Seuil d'acceptation des routes détectées	1
Amplitude	Sensibilité de l'étape de vectorisation	10^{-5}
Tolérance	Sensibilité de l'étape de simplification	1
Angle	Limite d'angle de courbure des routes	$\frac{\pi}{8}$
Distance moyenne 1 (D_{m1})	Critère de distance #1 pour l'éradication de faux positifs	1
Distance moyenne 2 (D_{m2})	Critère de distance #2 pour l'éradication de faux positifs	10
Distance (d)	Borne de distance pour le raccordement entre deux routes	25

6.2.4 Résultats expérimentaux et interprétations

La démarche adoptée est de montrer l'apport de la méthode d'analyse multirésolution (AMR) sur son degré de détectabilité des routes à partir des images tests.

Après l'application de cette méthode d'analyse multirésolution (AMR) sur les images tests, les résultats qualitatifs et quantitatifs sont présentés dans cette section de façon séquentielle, soit respectivement les images rurales, périurbaines et urbaines sinistrées. Pour montrer cette

performance, les résultats obtenus sont comparés à la détection des routes par un même algorithme (angle spectral) effectué sur les mêmes images tests n'ayant pas subi de traitement de l'AMR. Pour l'évaluation visuelle, les résultats obtenus suivent les couleurs du paradigme des feux tricolores et sont ensuite projetés sur l'image originale à la pleine résolution spatiale. Les segments de routes verts sont ceux correspondant à la référence, les segments rouges sont ceux qui représentent les faux positifs et les segments de routes orangés sont des omissions (Figure 6.4). Pour les images tests, seules les routes principales sont considérées.

6.2.4.1 Analyse quantitative - images tests sans traitement de l'AMR

L'image résultante rurale obtenue sans le traitement de l'AMR présente un fort taux de segments rouges correspondant aux faux positifs (Figure 6.3). En plein champ, nous observons une détection de route. Cela est dû à la similarité des bordures des parcelles de champs d'avec la route de campagne. Pour l'image résultante périurbaine, on observe également un nombre important de faux positifs au niveau des habitations résidentielles. De nombreuses routes secondaires résidentielles ont été détectées, mais ne correspondent pas avec le tracé de la référence qui tient initialement compte des routes principales. La trop grande présence des faux positifs dans l'image de catastrophe est non seulement due au contexte bruité, mais également à la non-prise en compte des rues secondaires par la référence. Malgré ce constat, on observe un fort taux de vrai positif où le pourcentage de recouvrement avoisine les 97% pour l'image d'Haïti (Tableau 6.3). La même tendance pour le taux de recouvrement est observé respectivement pour les images rurale (84,82%) et périurbaine (74,57%). Le taux de ramification est moins élevé dans les deux premières images, environ (1), que celle de l'image sinistrée de l'ordre de (3) dû au contexte bruité (Tableau 6.3).

Tableau 6.3 Performance des techniques proposées à partir des images Quickbird avec 4 octaves (O) contenant 4 échelles (É) avec l'AMR et sans l'AMR, taux de recouvrement (R), taux de qualité (Q), taux de précision (P)

						Techniques avec mesures en (%)					
						Technique AS			Technique (AS + AMR)		
Zones	Couche	Bruit	O	É	σ_i	R	P	Q	R_{AMR}	P_{AMR}	Q_{AMR}
Rural	Chemin	Faible	2	1	0,71	84,82	36,47	34,23	84,47	54,35	49,41
Périurbain	Enrobé bitumineux	Moyen	1	2	0,5	74,57	36,48	32,44	68,28	41,76	34,98
Dommage	Enrobé bitumineux	Fort	1	2	0,71	97,73	21,20	21,10	93,02	51,98	50,03

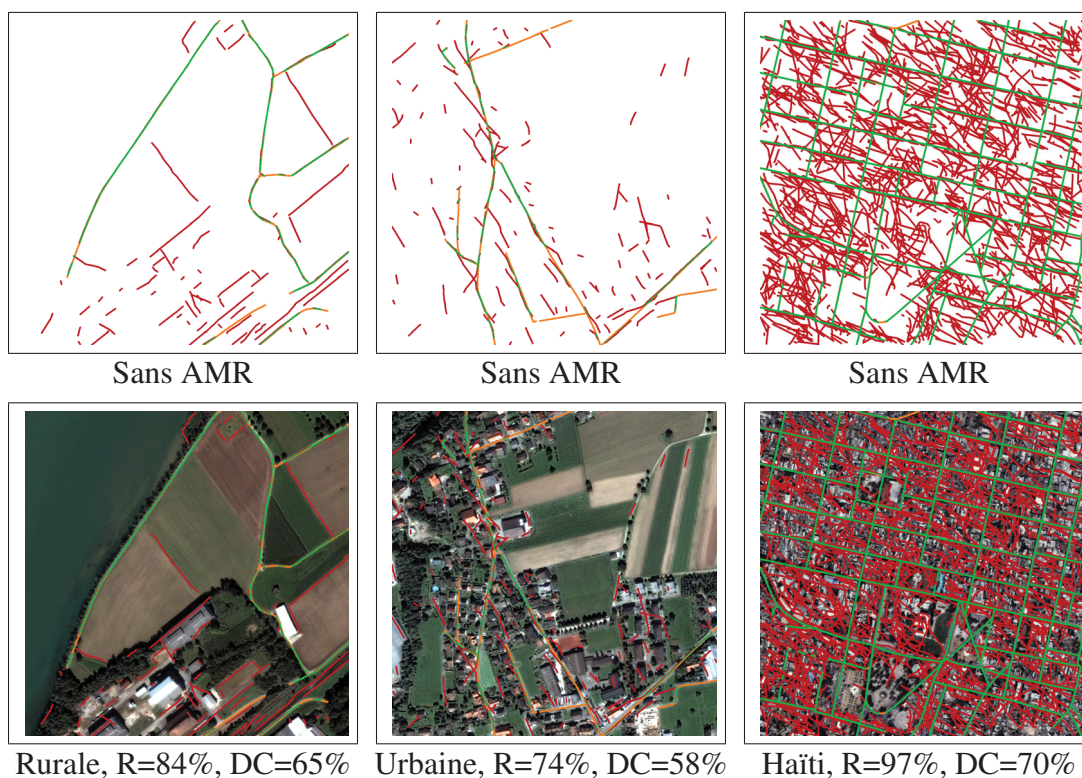


Figure 6.3 Du haut vers le bas et de gauche vers la droite : les résultats sans traitement de l'AMR sur les différentes zones tests des régions avec leurs projections sur leurs images pleines résolutions

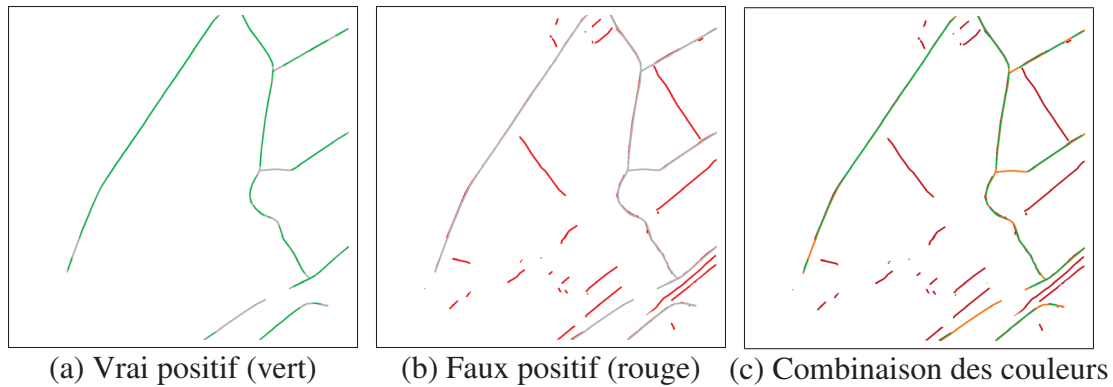


Figure 6.4 Évaluation visuelle de l'image rurale suivant le paradigme des feux tricolores : vrai positif en vert, faux positif en rouge et besoin de vérification en orange

6.2.4.2 Analyse quantitative - images tests avec le traitement de l'AMR

Les résultats des images générées à partir de la pleine résolution en décroissant, respectivement des niveau 0 (1000x1000), niveau 1 (500x500), niveau 2 (250x250) et niveau 3 (125x125) sont illustrées à la Figure 6.5. Les différentes annotations sur ces images résultantes illustrent au mieux les observations sur le degré de détectabilité des segments de routes. Les meilleurs résultats ont été obtenus en utilisant un écart-type initial de valeurs ($\sigma_i = 0,7071$) pour les images rurale et Haïti alors que la valeur ($\sigma_i = 0,5$) a été nécessaire pour l'image périurbaine. Chacune des octaves générées par la pyramide comporte 4 échelles.

1. Rurale : de façon générale, on observe des discontinuités dans certains endroits de l'image. Par contre au centre de l'image, on remarque la détection partielle d'une courbure. Bien qu'on observe des faux positifs, la détection des graphes est plus complète même avec la présence d'occlusion (Figure 6.6). Dans le niveau 2, les tracés de graphe sont plus précis avec une réduction progressive des faux positifs. Les images de la Figure 6.7 présentent la progression des métriques et les entités d'évaluation respectivement pour des écart-types de valeurs ($\sigma_i = 0,5$) et ($\sigma_i = 0,70$). Le taux de recouvrement pour les trois premières octaves avoisine les (80%) pour la Figure 6.7 (a) et la Figure 6.7(d) et parallèlement une diminution progressive du facteur de ramification.

La courbe associée aux vrais positifs (VP) commence à diminuer à ce même niveau et parallèlement, la courbe des faux positifs (FP) diminue progressivement (Figure 6.7(b) et 6.7(e)).

Le Tableau 6.4 récapitule les meilleurs résultats obtenus avec la technique proposée intégrant l'AMR sur une zone rurale, une zone périurbaine et une zone endommagée, à partir des mesures de recouvrement (R), de précision (P), de facteur de qualité (Q), de distance de classement (DC) et de facteur de ramification (FR). Les résultats montrent que la méthode est plus performante dans les scènes rurales et endommagées que dans les scènes périurbaines. En zones rurale, elle fournit un recouvrement élevé (84,47%), une bonne distance de classement (71,03%) et un faible facteur de ramification (0,83%), traduisant une détection satisfaisante et bien structurée. En zone périurbaine, les performances diminuent sensiblement, avec les plus faibles valeurs de recouvrement (68,27%), de précision (41,76%) et de facteur de qualité (34,97%), ce qui reflète la plus grande complexité de cette scène. En revanche, la zone endommagée présente les meilleurs résultats globaux, avec un recouvrement de (93,02%), un facteur de qualité de (50,03%), la plus forte distance de classement (75,35%) et un faible facteur de ramification (0,92%). Ces observations montrent que la méthode avec AMR reste robuste dans les scènes fortement dégradées, mais qu'elle est plus sensible à l'hétérogénéité des environnements périurbains.

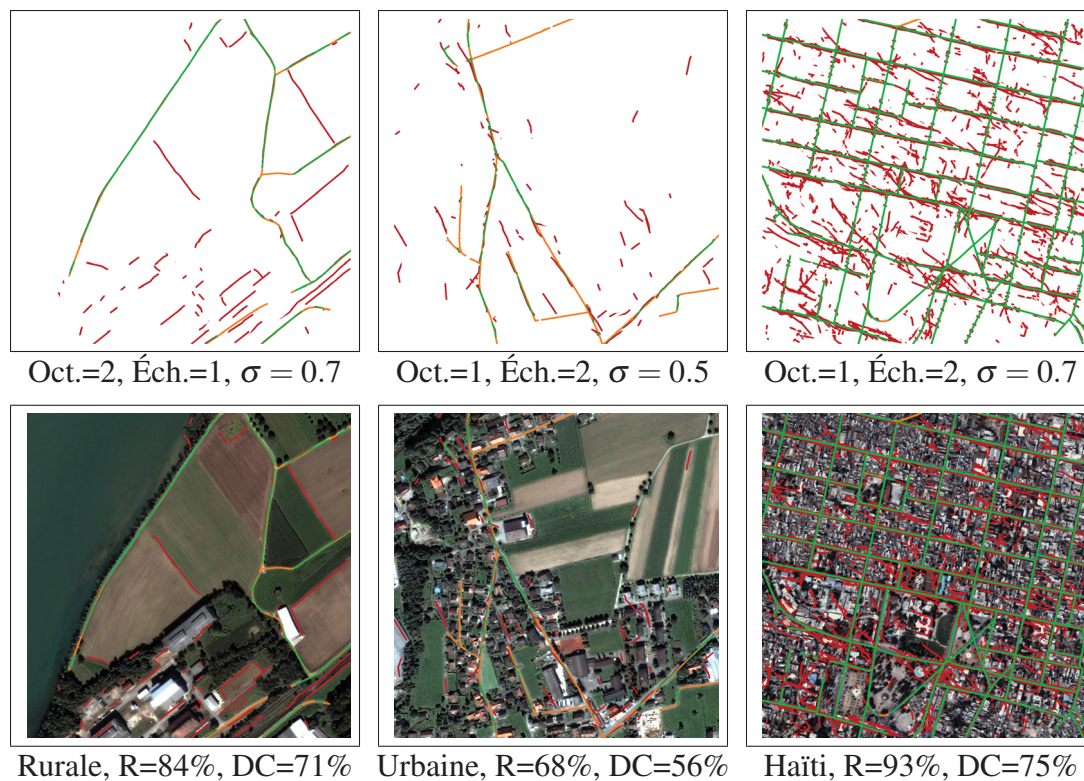


Figure 6.5 Du haut vers le bas et de gauche vers la droite : les résultats avec traitement de l'AMR sur les différentes zones tests des régions avec leurs projections sur leurs images pleines résolutions

Tableau 6.4 Performance de la technique proposée avec un récapitulatif des meilleurs résultats obtenus avec 4 octaves (O) contenant 4 échelles (É) par l'AMR (R, Q, P, DC, FR)

		Techniques avec mesures en (%)									
Zones	σ_i	R_{AMR}	ΔR	P_{AMR}	ΔP	Q_{AMR}	ΔQ	DC_{AMR}	ΔDC	FR_{AMR}	ΔFR
Rural	0,71	84,47	-0,34	54,35	17,88	49,41	15,18	71,03	5,74	0,83	-90,21
Périurbain	0,50	68,27	-6,29	41,76	5,28	34,97	2,53	56,59	-2,10	1,39	-34,68
Domage	0,71	93,02	-4,71	51,98	30,78	50,03	28,93	75,35	4,63	0,92	-27,92

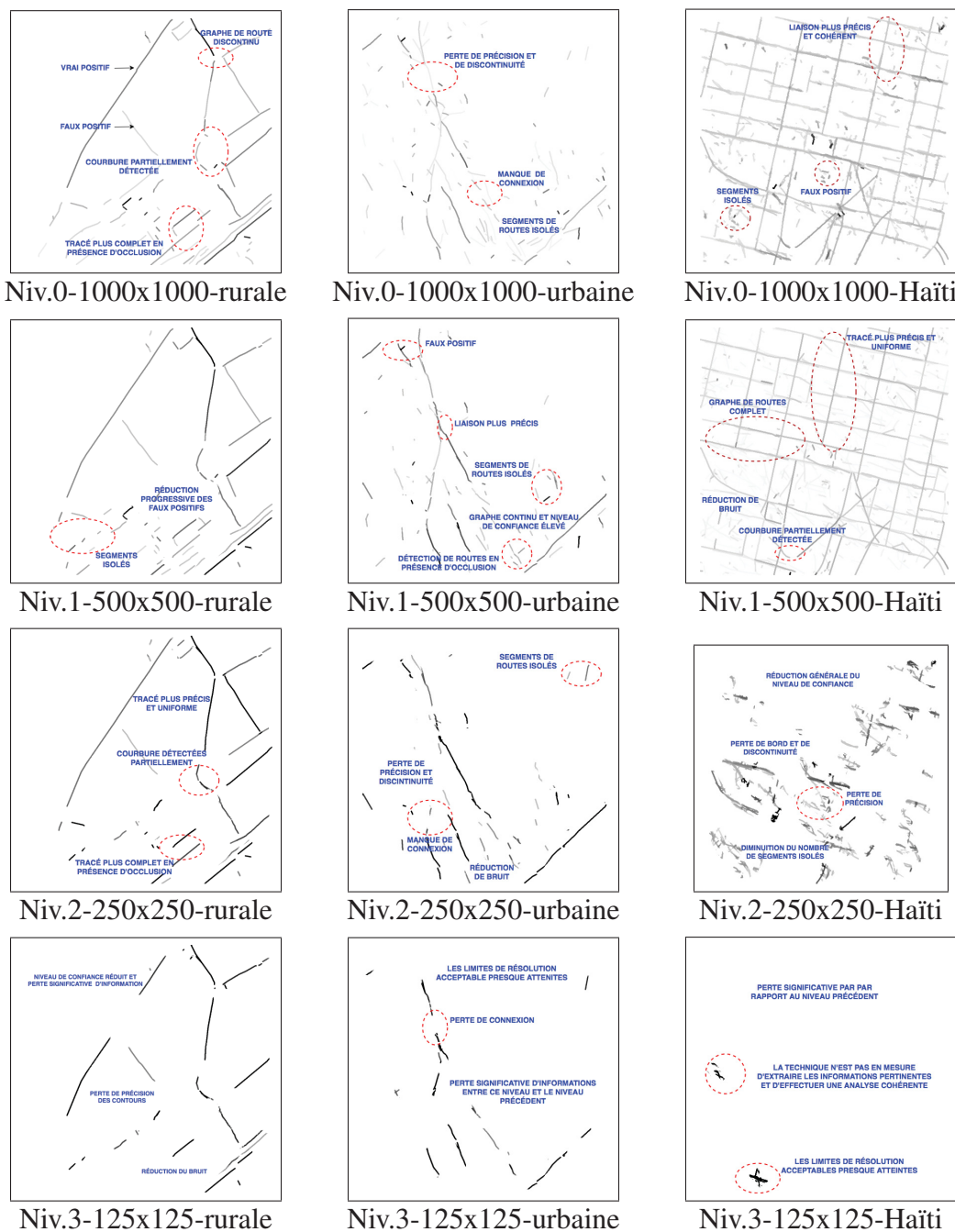


Figure 6.6 Résultats de détection hiérarchique sur les images tests

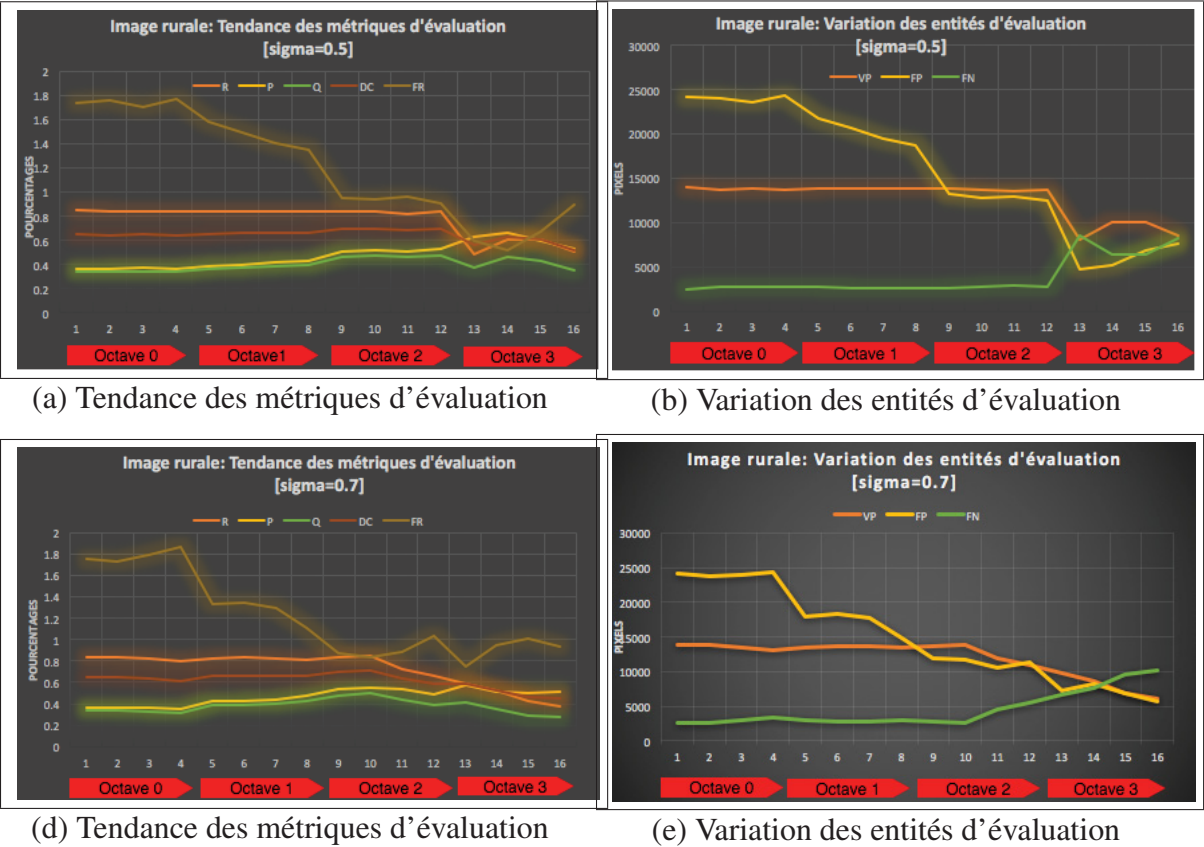


Figure 6.7 Progression des métriques d'évaluation pour l'image rurale respectivement avec $\sigma = 0,5$ et $0,7$

Tableau 6.5 Performance des techniques proposées à partir des images Quickbird avec 4 octaves (O) contenant 4 échelles (É) avec l'AMR et sans l'AMR (R, DC, FR)

						Techniques avec mesures en (%)					
						Technique AS			Technique (AS + AMR)		
Zones	Couche	Bruit	O	É	σ_i	R	DC	FR	R_{AMR}	DC_{AMR}	FR_{AMR}
Rural	Chemin	Faible	2	1	0,71	84,82	65,28	1,74	84,47	71,03	0,83
Périurb	Enrobé bit.	Moyen	1	2	0,5	74,57	58,70	1,47	68,27	56,59	1.39
Dom.	Enrobé bit.	Fort	1	2	0,71	97,73	70,71	3,71	93,02	75,35	0,92

Le Tableau 6.5 compare les performances de la technique AS seule et de la combinaison (AS + AMR) sur trois scènes distinctes : une zone rurale, une zone périurbaine et une zone endommagée. Les résultats montrent que l'effet de l'AMR dépend fortement du contexte. En zone rurale, l'AMR conserve un recouvrement presque identique à celui de AS seule (84,47%) contre (84,82%), tout en améliorant la distance de classement (71,03%) contre (65,28%) et en réduisant nettement le facteur de ramification (0,83%) contre (1,74%), ce qui traduit une détection plus régulière et mieux discriminée. En zone périurbaine, son apport est plus limité : le recouvrement et la distance de classement diminuent légèrement, tandis que le facteur de ramification ne s'améliore que marginalement. Cela suggère que, dans une scène plus hétérogène, l'AMR tend à lisser des détails utiles à la discrimination. En revanche, dans la zone endommagée, malgré une légère baisse du recouvrement (93,02%) contre (97,73%), l'AMR améliore la distance de classement (75,35%) contre (70,71%) et réduit fortement le facteur de ramification (0,92%) contre (3,71%), ce qui indique une meilleure maîtrise du bruit et une détection plus cohérente. Globalement, l'AMR apparaît donc particulièrement pertinente dans les scènes homogènes ou fortement perturbées, mais plus nuancée dans les environnements périurbains.

2. Périurbaine : on observe une perte de précision et de discontinuité accompagnée de segments isolés. Au fur et à mesure que l'on monte dans la pyramide, l'on remarque une diminution progressive du bruit entraînant parallèlement une perte significative d'information entre deux niveaux successifs. Le niveau 1 présente des liaisons précises avec une détection de routes en présence d'occlusion, ce qui démontre un niveau de confiance élevé (Figure 6.6). Dans la Figure 6.8 (b) et Figure 6.8 (e), on observe un fort taux des fausses détections ou faux positif (FP) durant les premières octaves. Ce fort taux de FP est élevé à cause de la multiplicité des différentes largeurs de routes et des différents revêtements de routes ainsi que la présence des arbustes en bordure de route. Les discontinuités observées sont causées par des occlusions produites par l'ombrage des arbustes sur les bords des routes. Les meilleurs résultats sont obtenus pour l'octave 1 à l'échelle 2 pour un bon compromis entre les métriques (Figure 6.8 (a)). Une évaluation visuelle de l'image périurbaine montre une diminution progressive de la

quantité des FP en comparaison avec l’image sans AMR (Figure 6.8 (a) et Figure 6.8 (d)). Cette réduction se traduit par un gain de $\sim 3\%$ en qualité qui implique un gain substantiel de 5% en précision et une perte de 6% en recouvrement (Tableau 6.4).

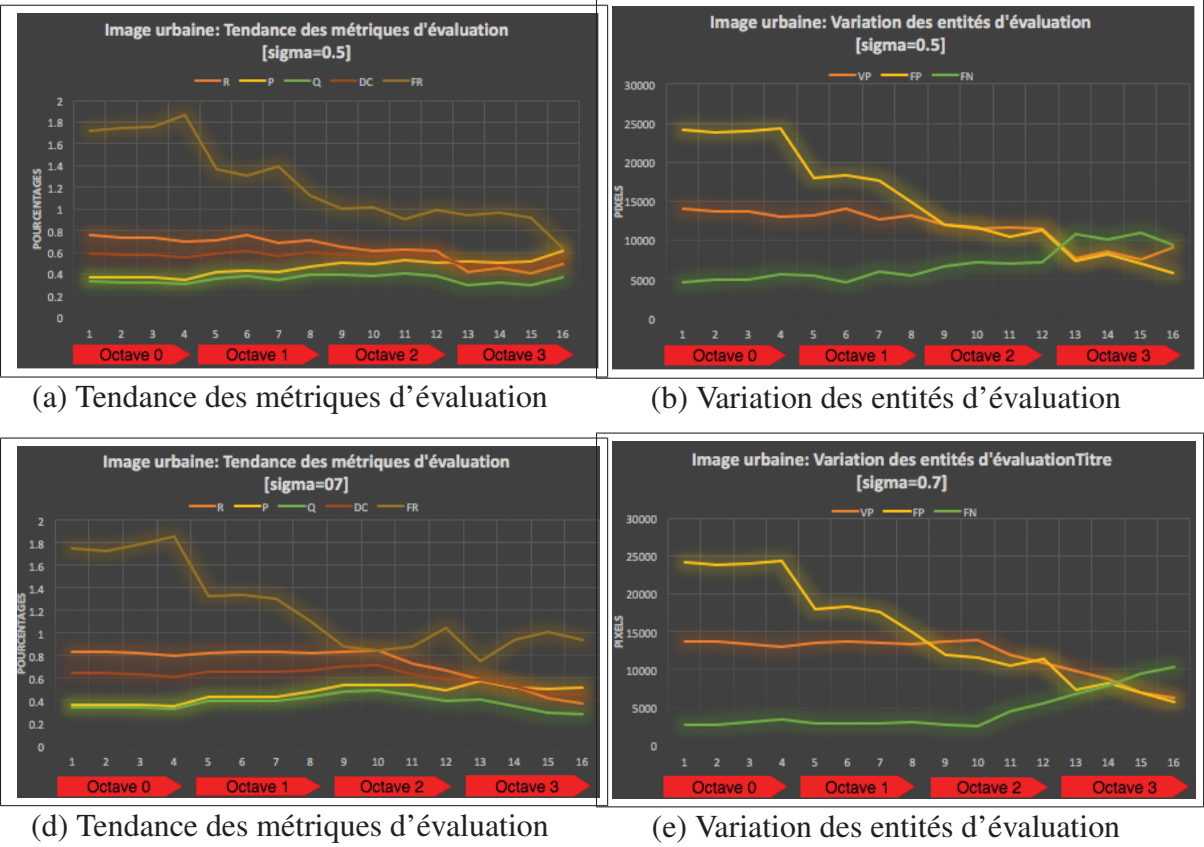


Figure 6.8 Progression des métriques d'évaluation pour l'image périurbaine respectivement avec $\sigma = 0,5$ et $0,7$

3. Urbaine sinistrée-Haïti : contrairement aux images tests précédentes, l'image d'Haïti est une image urbaine dense et sinistrée après que la zone ait subi le passage d'une catastrophe naturelle (séisme). L'environnement immédiat des segments de routes est bruité. Un prétraitement préalable est fait sur l'image avant l'application de l'AMR et l'angle spectral afin de rehausser le contraste entre les segments de routes et son environnement immédiat pour faciliter la détection de routes. De façon générale et malgré le contexte bruité, on observe une liaison plus précise et cohérente avec un faible taux de faux positifs (Figure 6.6). À quelques endroits, on remarque des segments isolés. On observe une perte graduelle du bruit. On remarque une détection partielle de courbure et un tracé de graphe plus précis, uniforme et complet, ce qui démontre la robustesse de l'algorithme de détection de routes. Au dernier niveau de la pyramide, la technique de l'AMR n'est plus en mesure d'extraire des informations pertinentes et d'effectuer une analyse cohérente. La Figure 6.9 (a) montre un taux élevé du facteur de ramification (FR) pour les trois premières octaves comparativement à celle de la Figure 6.9 (d) où on observe un pic élevé au niveau de la deuxième octave. Ce changement brutal est justifié par la trop grande présence des petits segments de routes isolés. Le contexte bruité de l'environnement immédiat des routes dû à la catastrophe rend le processus de détection complexe des routes secondaires non pris en compte par la référence. La Figure 6.9 (d) et la Figure 6.9 (d) montrent une diminution progressive du facteur de ramification (FR) et des faux positifs (FP) avec une augmentation du taux de qualité (Q) au niveau de l'octave 1 à l'échelle 2. Cette observation se traduit respectivement par un gain de $\sim 31\%$ et de $\sim 29\%$ en précision (P) et qualité (Q) au prix d'une perte de $\sim 5\%$ en recouvrement (R) (Tableau 6.4).

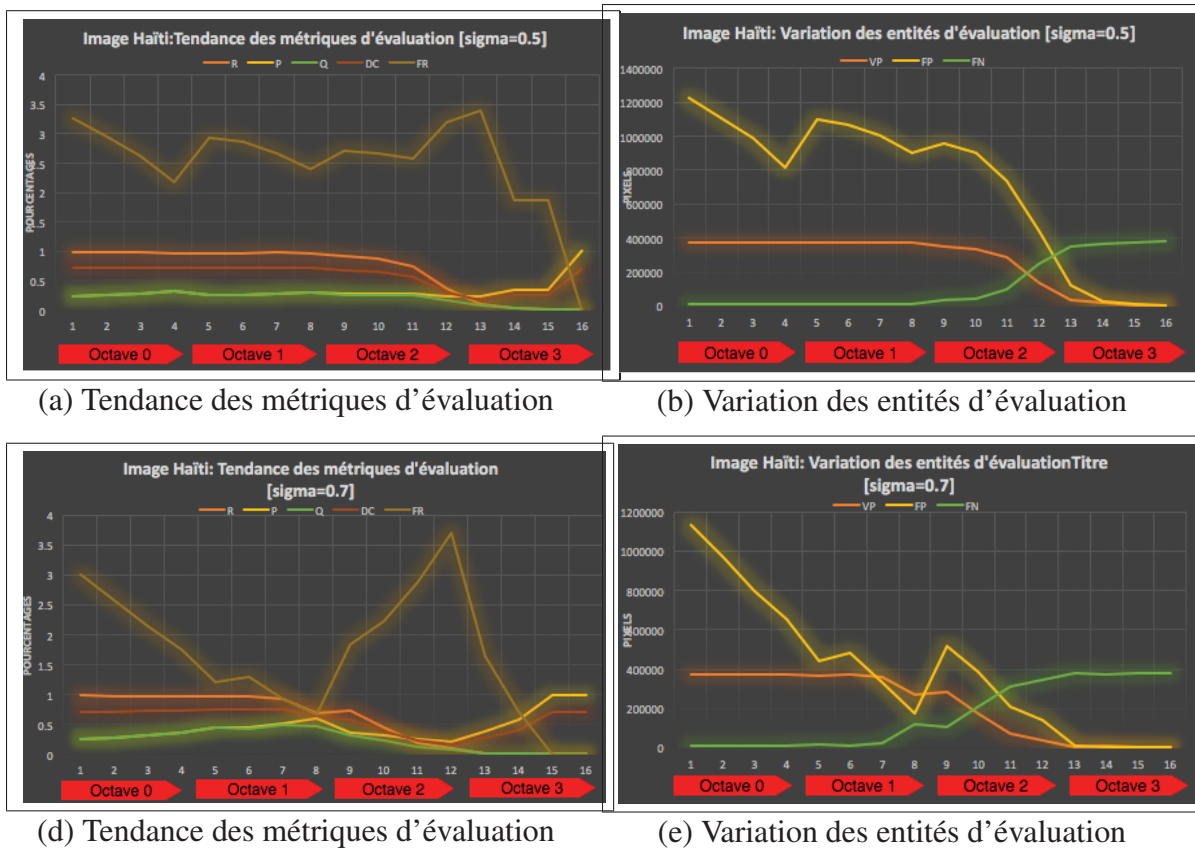


Figure 6.9 Progression des métriques d'évaluation pour l'image Haïti respectivement avec $\sigma = 0,5$ et $0,7$

6.2.4.3 Analyse quantitative - technique du multiple échantillonnage des pixels de référence

Une idée de voir améliorer les résultats obtenus par l'application de la technique de l'angle spectral combiné conjointement avec l'analyse multirésolution est de voir la combinaison des résultats obtenus par plusieurs pixels de référence. Le processus consiste à utiliser de multiples pixels de référence afin de tenir compte des disparités de revêtement de route lors du processus de détection de route sur une image. En effet, lors de la détection de route un seul pixel de référence est utilisé pour obtenir des images résultantes contenant des segments non détectés (omissions) ou partiellement non détectés occasionné par des occlusions ou la non correspondance avec un pixel de référence. On recommence le processus avec un second pixel de référence et ainsi de suite pour obtenir des images résultantes de chacun des pixels pris

comme pixel de référence (Figure 6.2). La fusion des images résultantes de chaque pixel de référence peut permettre une amélioration de la qualité des résultats. Cette superposition des résultats a été inspirée par Bacher & Mayer (2005) qui proposent une stratégie d'optimisation avec la technique des contours actifs et des hypothèses sur les propriétés de la route pour procéder à la connexion des segments de routes manquants sur des images Quickbird et Ikonos. Un exemple des images résultantes est illustré par la Figure 6.10. Toutefois, on remarque que cette extension de la technique de l'angle spectral appliquée conjointement avec l'AMR permet une augmentation face aux métriques d'évaluation, d'une part, et, d'autre part, engendre de fausses détections.

En observant les images résultantes obtenues par différents pixels de référence, on remarque des segments déconnectés, des courbures partiellement détectées, des fausses alarmes et des segments de routes isolés (Figure 6.10). Une simple comparaison visuelle des images résultantes de la méthode initiale proposée et l'extension de la méthode montre une connexion des segments manquants et une détection des courbures sur l'image résultante combinée (Figure 6.10 (e)). Cette augmentation du niveau de détection des segments de routes et la connexion des segments oubliés augmente le taux de qualité au détriment du bruit engendré et une perte de précision. En appliquant cette technique étendue de la méthode proposée sur l'image de dommages dans un contexte bruité, on obtient une augmentation du taux de recouvrement et de précision respectivement de $\sim 4\%$ et $\sim 2\%$ avec un gain en qualité de $\sim 3\%$ par rapport à la méthode initiale proposée (AMR).

Le Tableau 6.6 présente les meilleures performances obtenues avec la technique du multiple échantillonnage des pixels de référence sur une zone rurale, une zone périurbaine et une zone endommagée, à partir des mesures de recouvrement (R), de précision (P), de facteur de qualité (Q), de distance de classement (DC) et de facteur de ramification (FR). Les résultats montrent que cette technique est globalement la plus performante dans la zone endommagée, où elle atteint un taux de recouvrement de (96,91%), un facteur de qualité de (52,91%) et la plus forte distance de classement (78,38%), tout en conservant un faible facteur de ramification (0,85%). En zone périurbaine, le recouvrement reste plus limité (67,88%), mais la précision y est la plus

élevée (60,74%) et le facteur de ramification le plus faible (0,64%), ce qui traduit une détection plus régulière et plus sélective. En zone rurale, les résultats demeurent satisfaisants, avec un recouvrement de (81,68%) et une distance de classement de (67,00%), bien que les performances globales y soient plus modérées. Dans l'ensemble, ces observations montrent que le multiple échantillonnage améliore surtout la robustesse de la détection dans les scènes complexes ou dégradées, tout en apportant une bonne régularité dans les contextes plus hétérogènes.

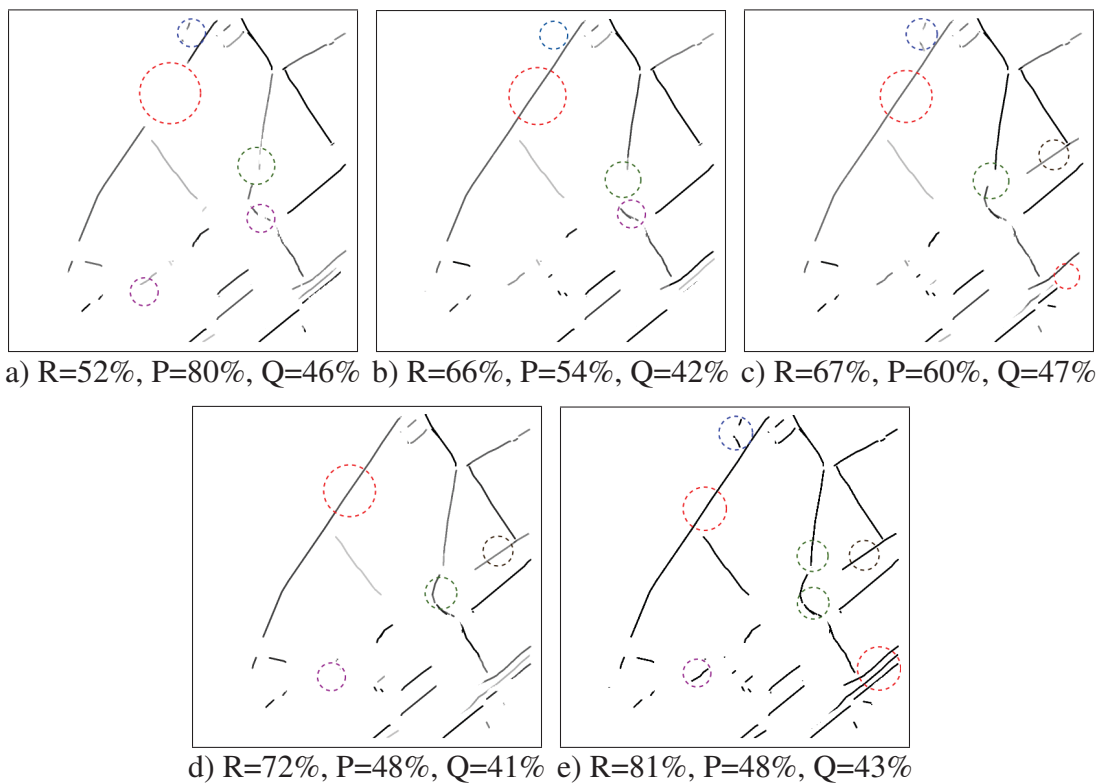


Figure 6.10 Exemple de résultats de l'application de l'échantillonnage multiple des pixels de référence. a) Pixel de référence 1 ;
b) Pixel de référence 2 ; c) Pixel de référence 3 ;
d) Pixel de référence 4 ; e) Combinaison des résultats

Tableau 6.6 Performance de la technique du multiple échantillonnage des pixels de référence avec un récapitulatif des meilleurs résultats obtenus

		Techniques avec mesures en (%)									
Zones	σ_i	R	ΔR	P	ΔP	Q	ΔQ	DC	ΔDC	FR	ΔFR
Rural	0,71	81,68	-2,79	48,00	-6,35	43,34	-6,07	67,00	-4,03	1,08	0,25
Périurbain	0,50	67,88	-0,4	60,74	18,98	47,18	12,2	64,41	7,82	0,64	-0,75
Dommages	0,71	96,91	3,89	53,81	1,83	52,91	2,88	78,38	3,03	0,85	-0,07

6.2.5 Discussion

Nos résultats expérimentaux ont montré que la technique appliquée varie en fonction du type d'images en particulier de la variabilité intrinsèque et extrinsèque des routes, de son environnement immédiat de la taille du noyau du filtre Gaussien et du revêtement des routes (information spectrale). La justification des différents écarts obtenus permettent d'apporter une réponse afin d'améliorer la technique d'analyse multirésolution pour la détection des routes à partir des images satellitaires.

Toutes les routes sur une image n'ont pas la même largeur et cela est fonction de leurs natures et leurs fonctionnalités d'une part et, d'autre part, les routes de même largeur peuvent être perçues différemment sur une image car la perception est fonction de la résolution spatiale de l'image. Certaines routes apparaissent sur les images comme des structures surfaciques (plusieurs pixels de largeur) alors que d'autres sont présentées comme des structures linéaires avec un seul pixel de largeur. Pour éviter ce problème de détection, il a été supposé que les routes d'un même site d'étude sont homogènes et de largeur constante sur l'ensemble de l'image en considérant seulement l'axe central du réseau routier. L'algorithme d'extraction de routes (angle spectral) employé est basé sur le principe du gradient sous certaines contraintes liées au pixel de référence route. Plus il y a une certaine homogénéité entre les structures linéaires à détecter et le voisinage de celles-ci, moins bonne sera la détection et cela augmentera le taux de fausses alarmes. La présence d'une grande quantité de lignes détectées à des endroits de l'image, surtout pour des sites bruités en faisant référence à l'image d'Haïti endommagée, montre soit une

grande sensibilité de l'algorithme de l'angle spectral face aux structures linéaires ou à la non-prise en compte des routes secondaires par la référence. En tout état de cause, il est souhaitable de procéder à un prétraitement (rehaussement des zones d'intérêt) au préalable pour réduire cette dépendance face au bruit ou combler les limitations de l'algorithme de l'angle spectral durant la phase d'extraction de routes.

L'observation faite sur une performance mitigée de notre approche face aux différents sites d'études est justifiée par le fait d'une disparité des revêtement des routes. En effet, les routes rurales, périurbaines et urbaines, surtout dans un contexte de catastrophe, ne peuvent refléter les mêmes tendances dans les résultats. La densité des occupations du sol, la forme des routes (courbures et carrefour) et l'environnement impactent sur le processus d'extraction. L'algorithme d'extraction contient une étape de jonction des intersections pour réduire le morcellement des segments de route. Le taux élevé des métriques d'évaluation ($R = 93\%$ et $DC = 75\%$) pour l'image d'Haïti se justifie par l'application d'un filtrage additionnel pour rehausser l'image. Pour ainsi réduire les disparités entre les segments de routes à cause de la structure quadrangulaire du réseau routier (absence de courbure) qui facilite l'extraction des routes.

Il existe des similarités entre l'information spectrale des routes et certaines occupations du sol qui occasionnent des fausses détections et augmentent le nombre de faux positifs. La présence d'artéfacts tels que les arbustes au bord des routes nuisent au processus d'extraction en créant des ruptures entre les segments de routes. Ces deux phénomènes (similarité spectrale et présence d'artéfacts) sont observés dans les deux images rural et périurbain et impactent sur la qualité globale de l'extraction.

6.2.6 Comparaison des résultats avec la littérature

Dans cette section, l'approche proposée est mise en comparaison avec deux méthodes d'extraction issues de la littérature, lesquelles ont déjà été exposées de manière détaillée dans l'état de l'art présenté au début de cette thèse. Ces méthodes correspondent aux travaux de Christophe & Inglada (2007) et de Sghaier & Lepage (2016). Comme pour la méthode proposée, ces

deux méthodes de la littérature ont été programmées et compilées sur la plateforme OTB. Les tests de comparaison ont été faits à travers trois types d'images, soit :

- Image rurale avec un revêtement de chemin de terre et peu de bruit ;
- Image périurbaine avec du bruit modéré et un revêtement bitumineux ;
- Image urbaine dense avec du bruit élevé (dommages sur les routes et les structures voisines) et un revêtement bitumineux.

Le Tableau 6.7 compare les performances des méthodes de Christophe & Inglada (2007), de Sghaier & Lepage (2016) et de la méthode proposée sur trois images Quickbird représentant une zone rurale, une zone périurbaine et une zone endommagée, à partir du recouvrement (R), du facteur de qualité (Q) et de la précision (P).

Tableau 6.7 Comparaison des performances de différentes méthodes d'extraction de routes sur les images Quickbird

Images tests Quickbird	Méthodes								
	Christophe			Sghaier			Proposée		
Zones d'études	R (%)	Q (%)	P (%)	R (%)	Q (%)	P (%)	R (%)	Q (%)	P (%)
Site 1-Rural	84,82	36,47	34,23	81,72	60,76	61,42	84,47	54,35	49,41
Site 2-Périurbain	74,57	36,47	32,44	-	-	-	68,28	41,76	34,98
Site 3-Dommage	97,73	21,20	21,10	94,97	57,39	56,58	93,02	51,98	50,03

Les résultats montrent que la méthode proposée se compare avantageusement à celle de Christophe & Inglada (2007), mais que la comparaison avec la méthode de Sghaier & Lepage (2016) doit être nuancée selon la scène étudiée (Figure 6.11). La Figure 6.11 permet de constater que la méthode proposée offre une meilleure qualité d'extraction du réseau routier que la méthode semi-automatique de Sghaier & Lepage (2016), aussi bien en milieu rural qu'en milieu urbain. Visuellement, les routes extraites apparaissent plus continues et mieux connectées, ce qui permet de reconstituer un réseau plus cohérent. Les principaux axes, les intersections ainsi que les portions courbes sont généralement bien préservés, alors que les résultats de la méthode de référence présentent davantage de ruptures et de segments fragmentés. Les vrais positifs,

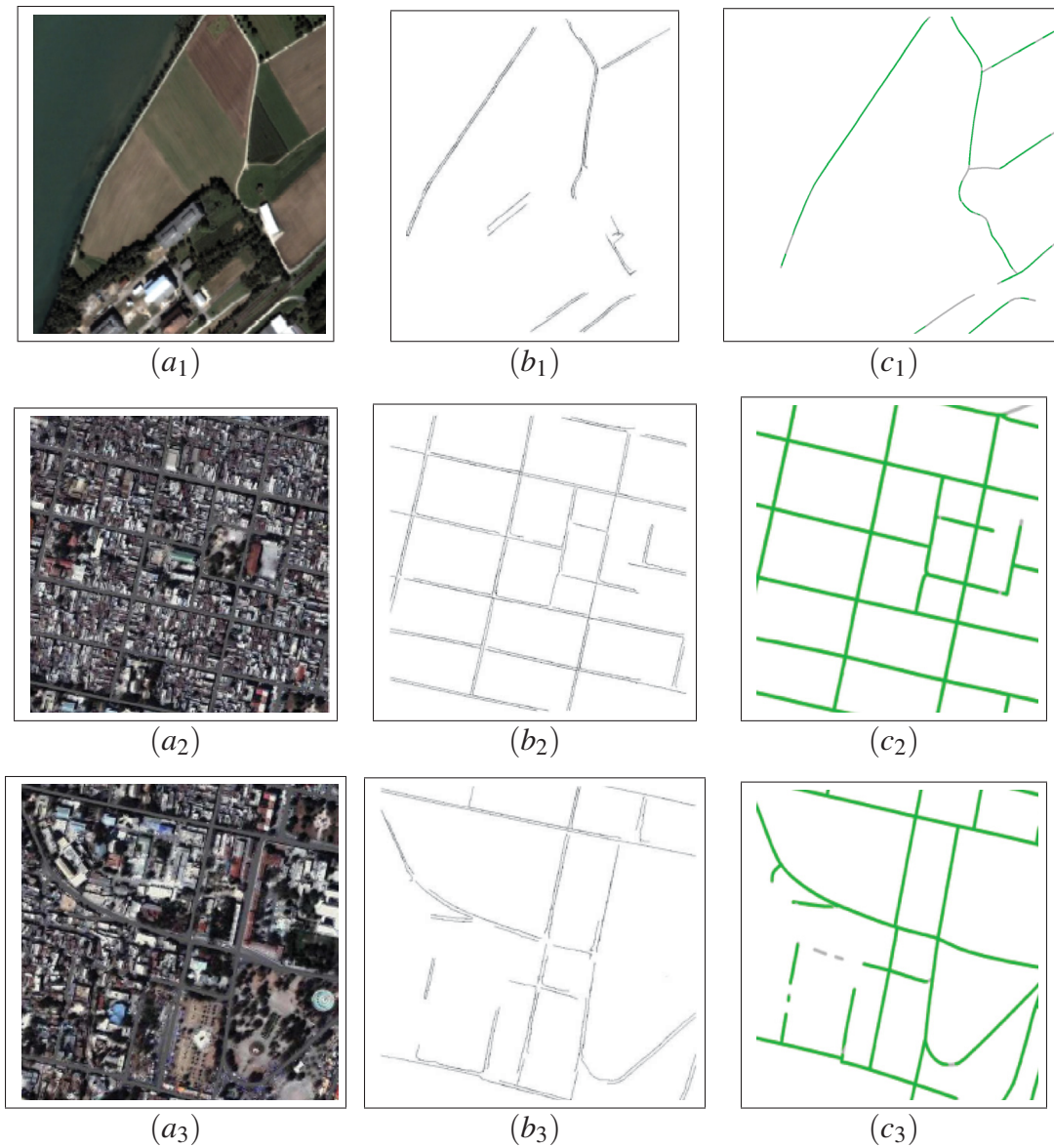


Figure 6.11 De gauche vers la droite : comparaison avec quelques méthodes semi-automatiques existantes de la littérature : (a_1) - (a_3) l'image d'entrée de la région rurale et deux sous régions d'Haïti ; (b_1) - (b_3) résultats produits par Sghaier & Lepage (2016) ; (c_1) - (c_3) résultats de la méthode proposée avec les vrais positifs en vert.

représentés en vert, montrent également une bonne correspondance entre les routes détectées et le réseau réel. Même si quelques tronçons secondaires demeurent absents, l'ensemble des résultats traduit une représentation plus fidèle de la structure du réseau routier et confirme les bonnes performances observées lors de l'évaluation quantitative.

En zone rurale, la méthode proposée obtient un recouvrement (84,47%) très proche de celui de Christophe & Inglada (2007) (84,82%) et supérieur à celui de Sghaier & Lepage (2016) (61,72%), tout en améliorant nettement la précision (54,35%) et le facteur de qualité (49,41%). Elle apparaît ainsi comme la plus performante dans ce contexte. En zone périurbaine, les résultats de Sghaier & Lepage (2016) ne sont pas reportés dans le tableau. La méthode proposée présente un recouvrement plus faible que celui de Christophe & Inglada (2007) (68,28% contre 74,57%), mais conserve une meilleure précision (41,76% contre 32,44%), avec un facteur de qualité légèrement inférieur. En zone endommagée, la comparaison met en évidence la supériorité de la méthode de Sghaier & Lepage (2016), qui obtient les meilleurs résultats en précision (56,58%) et en facteur de qualité (57,39%), devant la méthode proposée (51,98% et 50,03%) et celle de Christophe & Inglada (2007) (21,10% et 21,20%).

Dans l'ensemble, la méthode proposée se distingue donc par de bonnes performances globales, en particulier en zone rurale, mais elle ne surpasse pas systématiquement la méthode de Sghaier & Lepage (2016), notamment dans les scènes fortement dégradées.

6.3 Conclusion partielle de l'application 1

Cette première application avait pour objectif d'évaluer l'apport de l'analyse multirésolution (AMR) dans l'extraction de routes à partir d'images satellitaires, en particulier dans des scènes bruitées où la réduction des fausses alarmes constitue un enjeu important. Pour cela, l'approche proposée a été testée sur trois images représentatives de niveaux de complexité croissants : une zone rurale, une zone périurbaine et une zone endommagée. L'idée était de vérifier dans quelle mesure l'AMR, appliquée avant l'algorithme de détection par angle spectral, pouvait améliorer la lisibilité de l'image et rendre la route plus facilement détectable. Les résultats montrent que l'apport de l'AMR n'est pas le même d'un contexte à l'autre. En zone rurale, son effet est clairement positif : le recouvrement reste pratiquement inchangé, mais la détection devient plus régulière, mieux structurée et plus facile à discriminer. En zone périurbaine, les résultats sont plus nuancés. La scène étant plus hétérogène, l'AMR semble atténuer certains détails utiles, ce qui limite son bénéfice global. En revanche, dans la zone endommagée, qui correspond au

cas le plus difficile et le plus bruyé, l'intérêt de l'approche apparaît beaucoup plus nettement. Même si le recouvrement baisse légèrement, la précision, la qualité globale et la cohérence structurale de l'extraction s'améliorent de façon marquée. Autrement dit, l'AMR permet ici de mieux maîtriser le bruit et de produire un résultat plus propre et plus exploitable. La comparaison avec les méthodes de référence va dans le même sens. La méthode proposée ne donne pas toujours le recouvrement le plus élevé, mais elle offre, dans l'ensemble, un meilleur équilibre entre recouvrement, précision et qualité, notamment dans les scènes rurales et fortement dégradées. C'est particulièrement visible dans l'image sinistrée d'Haïti, où les gains observés confirment l'intérêt de l'approche dans un environnement pourtant très complexe. Au final, cette application montre que l'AMR constitue un apport réel pour l'extraction routière, mais que son efficacité dépend fortement de la nature de la scène. Elle se révèle particulièrement utile lorsque l'image est soit relativement homogène, soit fortement perturbée, alors que son effet est plus modéré dans les environnements intermédiaires, comme les zones périurbaines. Ces résultats restent donc encourageants et ouvrent des perspectives d'amélioration, notamment par l'intégration d'informations texturales ou contextuelles, ainsi que par l'ajout d'étapes de raffinement permettant de réduire encore les fausses alarmes.

6.4 Application 2 : Détection et extraction des routes intactes et endommagées par imagerie radar

6.4.1 Introduction

Cette section est consacrée à la deuxième application de cette recherche, portant sur la détection et l'extraction de routes intactes et endommagées à partir d'images radar. Dans un contexte post-catastrophe, l'imagerie radar constitue une source d'information particulièrement précieuse en raison de sa capacité à acquérir des données quelles que soient les conditions d'éclairement et malgré certaines contraintes atmosphériques. La démarche retenue repose sur l'exploitation de la transformée en beamlets pour détecter les structures linéaires caractéristiques du réseau routier, ainsi que sur l'amélioration préalable des images par des filtres adaptés visant à atténuer le bruit de chatoiement et à rehausser la qualité de détection. Cette section présente la méthode proposée, les données utilisées, ainsi que l'analyse des résultats obtenus.

6.4.2 Présentation des données images radar

6.4.2.1 Présentation - Amérique du nord - Toronto

La première série d'images radar Figure 6.12 (a) provient d'une zone urbaine de Toronto de très haute résolution spatiale avec 1m de résolution spatiale en mode HH (polarisation) provenant du satellite TerraSAR-X en mode SpotLight. Cela permet d'obtenir un niveau de détail plus élevé, de manière à réduire les ambiguïtés dues aux similarités entre les pixels affectés par le bruit inhérent à l'acquisition radar. Cette image (1024x1024) a été acquise le 15-12-2007 sur une zone fortement urbanisée.

6.4.2.2 Présentation - Amérique du nord - Lac Mégantic

La troisième image radar Figure 6.12 (b) est celle d'une zone sinistrée du Québec (Lac-Mégantic). Elle a été acquise le 15-10-2010 (256x256) par le satellite RADARSAT-2 avec

8m de résolution spatiale en mode HH (polarisation). C'est une région qui a subi une tragédie ferroviaire où les grandes voies du centre-ville ont subi des dégâts importants.

6.4.2.3 Présentation - les Caraïbes - Haïti

La deuxième image Figure 6.12 (c) est celle d'une zone sinistrée à Haïti (Port-au-Prince) avec une image acquise le 14-01-2010, (1024x1024) par le satellite RADARSAT-2 avec 3m de résolution spatiale en mode HH (polarisation), après un tremblement de Terre.

6.4.3 Protocole expérimental

Tous les résultats ont été obtenus avec Matlab R2026b, ENVI version 4.5 (Environnement de visualisation des images), et Orfeo ToolBox (OTB) est une bibliothèque open source développée en C++ et dédiée au traitement des images issues de la télédétection. Les tests ont été effectués sur trois types d'images différentes de complexité croissante. Le premier test a été effectué sur une image radar où les routes ne sont pas endommagées (Toronto) afin d'évaluer le degré de détectabilité de notre algorithme. Ensuite, l'algorithme a été appliqué aux deux autres images radar (Port-au-Prince à Haïti et Lac Mégantic au Québec) où les routes sont endommagées.

L'approche adoptée peut-être subdivisée en quatre étapes principales, soit : (1) opération initiale de détection, (2) amélioration des prétraitements, (3) détection de routes par la transformée en beamlets, (4) amélioration de la détection de routes.

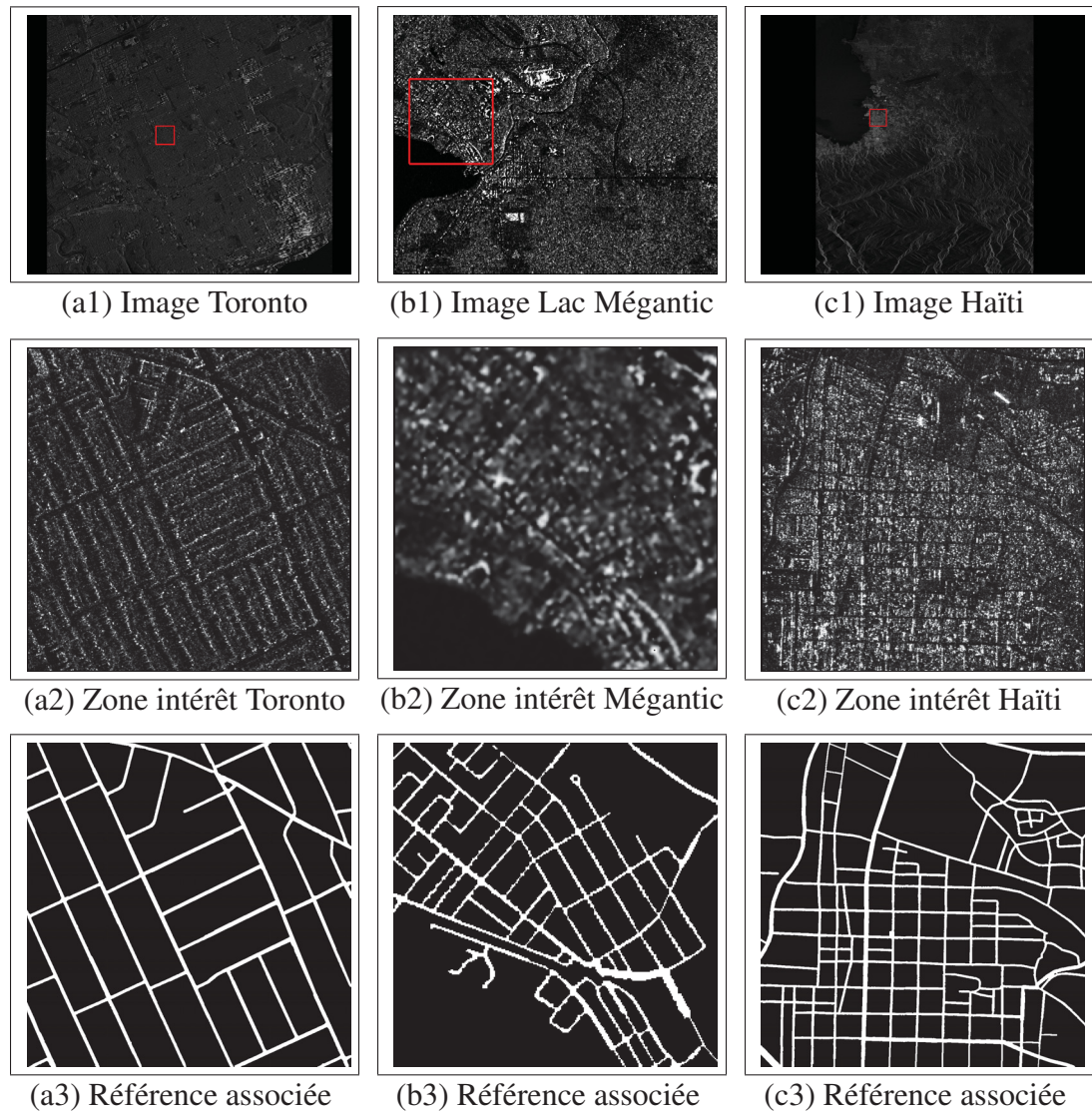


Figure 6.12 Du haut vers le bas, de gauche à droite : les différentes images tests et leurs références associées obtenues à l'aide du logiciel GIMP

6.4.3.1 Processus de détection initial

L'image radar d'entrée est prétraitée afin de réduire l'effet de bruit de chatoiement pour lisser les valeurs de pixel aberrantes et pour augmenter la disparité des valeurs de pixel entre segments de route et objets non routiers. Le seuillage et la squelettisation sont ensuite utilisés pour obtenir uniquement l'emplacement central des pixels candidats (potentiels) sur la route. Les tests ont été appliqués aux régions d'intérêt (ROI) des images originales. Ces tests préli-

minaires concernent les filtres spatiaux et les filtres spéciaux, les ajustements d'histogramme, les seuillages et les opérations de squelettisation. Les filtres spatiaux (filtres médian et moyen) ont été appliqués avec des fenêtres de recherche de taille variable n où $n \in \{3, 5, 7, 11, 15, 25\}$.

Les fenêtres de recherche de petites tailles influencent peu les résultats, indépendamment du filtre appliqué. À l'issue de l'étape de filtrage, les images radar initialement codées sur 16 bits ont ensuite été converties en format 8 bits. Cette opération permet également de diminuer le volume de données et le coût de calcul, tout en conservant les informations essentielles à l'extraction des structures d'intérêt. L'histogramme d'ajustement a ensuite été utilisé pour mieux explorer la gamme complète de l'image de niveau de gris. Cette étape permet un meilleur contraste entre la route et son voisinage immédiat.

L'application d'un seuil $s \in \{50, 75, 100\}$ dans le processus de détection est justifié par le fait que les routes s'assombrissent, contrairement à d'autres régions plus claires. Ceci conduit logiquement au concept de séparation des deux classes en fonction de leur niveau de gris. Il y a des routes avec de grandes largeurs dans l'image résultante. Une opération de squelettisation était nécessaire pour ramener ces structures à une représentation plus fine et centrée. Malgré cela, l'évaluation visuelle montre que cette première phase de détection génère encore un nombre appréciable de faux positifs, ce qui met en évidence l'intérêt d'un seuillage automatique mieux adapté à la variabilité de la scène.

6.4.3.2 Prétraitement amélioré

L'évaluation des performances de détection se poursuit avec les filtres de Lee et de Frost qui possèdent respectivement des propriétés de conservation des contours et réduisent le bruit de chatoiement. Après l'application de ces filtres spéciaux, une procédure de seuillage automatique Otsu est implémentée (Otsu (1979)). Dans cette méthode de seuillage automatique, nous recherchons le seuil minimisant la variance intra-classe (la variance au sein de la classe), défini comme une somme pondérée des variances des deux classes.

$$\sigma_{\omega}^2(x) = \omega_0(x)\sigma_0^2(x) + \omega_1(x)\sigma_1^2(x), \quad (6.1)$$

où les poids ω_0 ω_1 sont les probabilités des deux classes séparées par un seuil x , et σ_0^2 et σ_1^2 sont les variances de ces deux classes.

6.4.3.3 Détection de route à partir de la transformée en beamlets

La représentation effective des routes est complète avec la transformation en beamlets. Pour mieux adapter la transformée en beamlets au problème de la détection de la route, des améliorations importantes ont été apportées, tant au niveau structurel que de leurs sauvegardes et au niveau de la redondance de l'information, permettant ainsi une marge d'erreur. En effet, pour identifier les beamlets redondants, on utilise une fenêtre permmissible de ± 1 erreur de pixel pour déterminer la formation de beamlets redondants. Cette précaution autorise une erreur de vecteurs de décomposition similaires d'un niveau à l'autre, permettant à l'algorithme de reconnaître les redondances et d'en éliminer le plus possible.

6.4.3.4 Détection de la route améliorée

Dans le processus de détection de route, des beamlets redondants sont marqués mais non supprimés de la base de données Beamlets. Cette étape de marquage génère des faux positifs. Deux bases de données ont été créées : soit une base de données pour les beamlets et une autre pour les beamlets non redondants. Les segments de ligne dont les extrémités sont localisées sur les bordures de la région ont une forte probabilité d'appartenir au réseau routier. À l'inverse, les segments ne satisfaisant pas cette condition sont écartés (voir le chapitre 4, la théorie et la décomposition de la transformée de beamlets).

6.4.3.5 Mesures de la qualité

Le processus d'évaluation repose en partie sur la méthodologie présentée dans Heipke & Mayer (1997). Les grandes quantités de pixels servent à calculer le taux de recouvrement ou de com-

plétude, le taux de précision ou l'exactitude et le taux de qualité. En quantifiant les valeurs de performance, nous définissons les critères utilisés par Harvey (1999), Senthilnath *et al.* (2009), Migneault & Coulibaly (2017) comme (1) Recouvrement = $VP / (VP + FN)$, (2) Précision = $VP / (VP + FP)$ et (3) Qualité = $VP / (VP + FP + FN)$ où VP, FN et FP représentent respectivement le vrai positif, le faux négatif et le faux positif. Il existe également d'autres mesures, telles que la distance de classement (DC) et le facteur de ramification (FR). La distance de classement est une nouvelle mesure de la qualité globale du résultat (intervalle $\in [0,100]$, un taux élevé exprime l'obtention de meilleurs résultats) et le facteur de ramification est le ratio des segments de routes correctement extraits et incorrectement extraits (intervalle $\in [0, \infty]$, les valeurs faibles sont les meilleures).

Nous définissons la distance de classement (DC), $DC = \sqrt{\frac{\%Compleet^2 + \%Correct^2}{2}}$ et le facteur de ramification (FR), $FR = FP/TP$. La performance de ces filtres est basée sur les critères décrits précédemment. Cette comparaison permet de déterminer les paramètres optimaux avant de caractériser et combiner des segments de route à l'aide de la transformée en beamlets. Diverses images ont été utilisées pour démontrer l'impact de la résolution de l'image sur la détection de route résultante. L'utilisation d'un critère basé sur la longueur de segment de route permet de filtrer adéquatement des fausses détections.

6.4.4 Résultats expérimentaux et interprétations

6.4.4.1 Analyse qualitative et quantitative - réduction du bruit de chatoisement

L'évaluation de la suppression du bruit de chatoisement à travers des régions homogènes repose principalement sur deux indices, ENL (Equivalent Number of Looks, nombre équivalent d'apparence) et SSI (Spekle Suppression index, Indice de suppression du bruit de chatoisement) comme indiqué dans le Tableau 6.8. Les valeurs fortes de ENL et les faibles valeurs de SSI indiquent qu'un filtre est plus efficace pour lisser le bruit de chatoisement (Shamsoddini & Trinder (2012)). Selon les valeurs présentées dans le Tableau 6.8, on trouve que le filtre de Frost offre des scores respectifs pour ENL et SSI de (70.83% et 205.10^{-3}). Cette tendance est observée

pour les trois images, mais les meilleures valeurs d'ENL et SSI sont obtenues pour l'image de Toronto. Ce changement de performance correspond à la complexité croissante des images de test et démontre la robustesse du filtre de Frost pour réduire le bruit de chatoiement. Les contributions du seuil de binarisation et de la squelettisation rendent possible de distinguer la classe de route des autres objets (Figure 6.13). Pour améliorer le processus de seuillage manuel, une stratégie d'automatisation a été utilisée avec le seuillage d'Otsu (Otsu (1979)). Cette approche automatique ne change pas la qualité des résultats obtenus, mais évite le choix d'une valeur de seuil par l'évaluation visuelle (Figure 6.14). La performance du filtre de Frost s'explique par ses caractéristiques qui rendent flous les bords des objets, tandis que le filtre de Lee préserve les contours des formes prédominantes. Comme pour le filtre de Kuan, il est optimal si la distribution du bruit est gaussienne. Malgré le manque de détails fournis par le filtre Lee, on arrive à mieux distinguer deux classes de niveaux de gris. Cette valeur ajoutée est importante pour la suite des tests de détection de route avec la transformée en beamlets.



Figure 6.13 De gauche à droite, région d'intérêt de l'image radar de Toronto,
 (1) Filtrage du bruit de chatoiement par le filtre de **Frost** avec la taille
 du noyau 15x15, (2) seuil binaire pour des potentiels routes,
 (3) résultat donné avec l'application de la squelettisation.

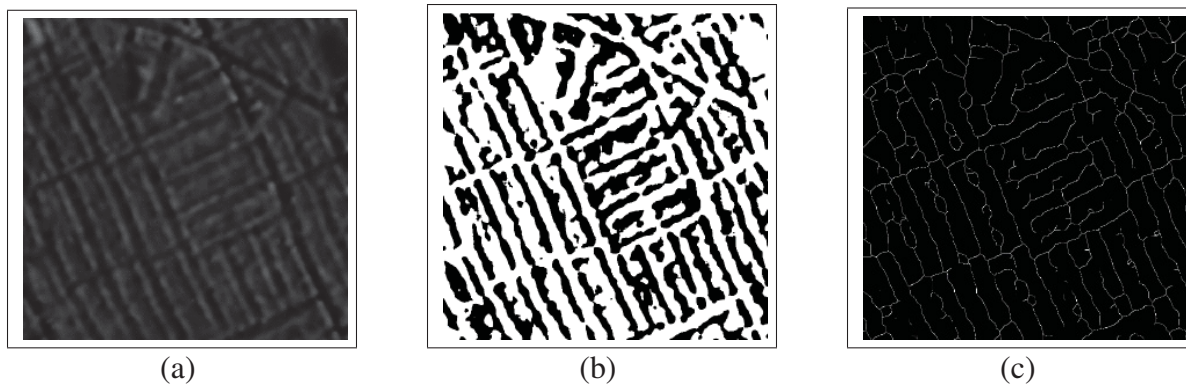


Figure 6.14 De gauche à droite, région d'intérêt de l'image radar de Toronto (a) filtrage du bruit de chatoiement par le filtre de **Frost** avec la taille du noyau 15x15, (b) seuillage binaire automatique de l'algorithme d'**Otsu** pour des potentiels routes, (c) résultat donné avec l'application de la squelettisation.

Dans l'ensemble, les chiffres montrent donc trois comportements bien distincts. Frost apparaît comme le plus efficace pour la réduction du bruit, Lee enhance comme le plus performant pour la préservation des structures, tandis que Kuan occupe une position intermédiaire plus équilibrée. Cette lecture est importante, car elle rappelle qu'en imagerie radar, le "meilleur" filtre dépend toujours de l'objectif recherché : lisser davantage pour faciliter une lecture globale, ou préserver davantage de détails pour soutenir une étape d'extraction ou de classification. Dans le cadre de cette étude, ces résultats suggèrent que le choix du filtre doit être pensé en fonction de l'usage final de l'image, et non sur la base d'un seul indice pris isolément.

6.4.4.2 Analyse qualitative et quantitative - préservation des contours

Les tests de préservation des contours sont basés sur l'EEI (Edge Enhancement Index, indice d'améliorant des bords) dont des valeurs élevées traduisent une meilleure préservation des contours. A ce stade, on enregistre la meilleure performance de EEI (981.10^{-3}) avec le filtre de Lee amélioré, principalement avec l'image de Toronto (Tableau 6.8). On observe une multitude de petits segments et les contours dans les images de test. Cette observation est plus visible avec un zoom sur l'image obtenue par le filtre de Lee amélioré (Figure 6.15). Avec l'amélioration du filtre de Lee, le rehaussement du contour est noté avec beaucoup plus de détails, ce qui est

Tableau 6.8 Évaluation des filtres par les indices de réduction et de préservation du bruit à partir des images filtrées.

Filters	Images	ENL	SSI $\times 10^{-3}$	EEI $\times 10^{-3}$
Frost	Toronto	70,83	205	248,9
	Haïti	62,76	214	258,5
	Megantic	37,78	289	226,4
Kuan	Toronto	67,20	218	410,9
	Haïti	61,64	340	395,9
	Megantic	60,43	249	315
Lee enhance	Toronto	30,16	410	981
	Haïti	14,65	320	821,3
	Megantic	18,60	431	920

confirmé par ses résultats avec de très hautes valeurs comparées à celles des filtres de Frost et de Kuan. Un filtrage avec l'algorithme de Lee produit de bons résultats préliminaires. Cependant, trop de détails sont observés, ce qui rend difficile la préservation des contours. Ces détails sont contre-productifs car cela produit un grand nombre de faux positifs. Par conséquent, ce filtre de Lee est trop sensible pour la détection de la route (Figure 6.15 et Figure 6.16).

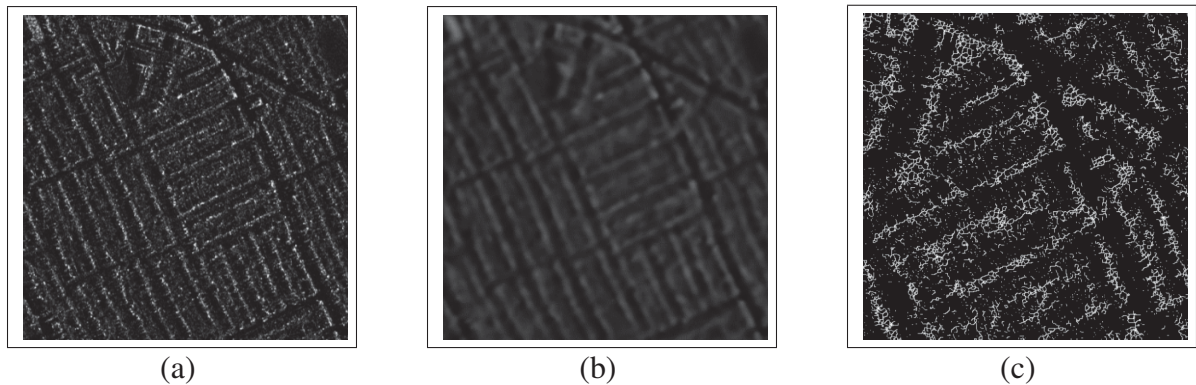


Figure 6.15 De gauche à droite, région d'intérêt de l'image radar de Toronto (a) bruit de chatoiement filtré avec un noyau de taille 15x15 respectivement avec (b) filtre de **Frost** et (c) filtre de **Lee amélioré**

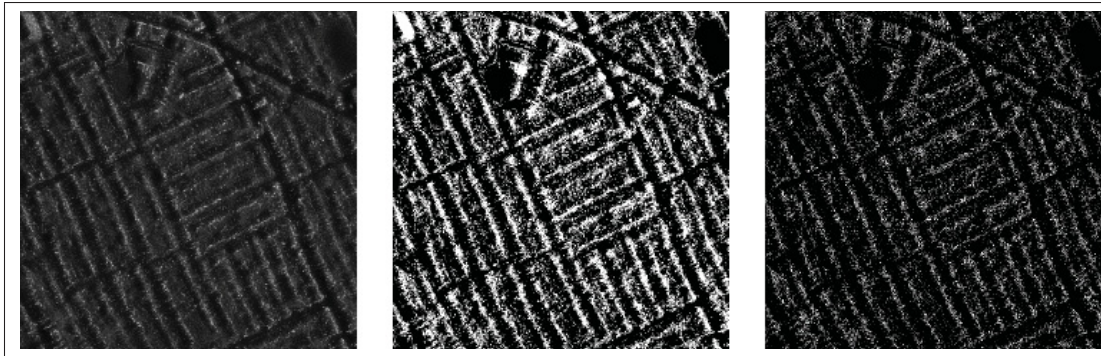


Figure 6.16 De gauche à droite, région d'intérêt de l'image radar de Toronto (6000, 6000) 1024x1024. (1) bruit de chatoiement filtré avec un noyau de taille 15x15 par le filtre de **Lee amélioré**, (2) seuil binaire pour les potentiels routes, (3) résultat donné avec l'application de la squelettisation.

6.4.4.3 Analyse qualitative et quantitative - détection par la transformée en Beamlets

La Figure 6.17 met en évidence, de manière qualitative, le comportement de l'approche fondée sur la transformée en beamlets appliquée à trois images radar correspondant à des contextes différents : Toronto, Haïti et Lac Mégantic. L'évaluation qualitative des résultats montre que la qualité de l'extraction dépend fortement de la lisibilité initiale du réseau routier dans l'image. Dans le cas de Toronto, le réseau routier détecté demeure relativement continu et structuré, ce qui suggère que l'approche parvient à suivre une part importante de l'organisation routière malgré le bruit propre aux données radar. Pour Haïti, la détection reste possible, mais elle apparaît plus irrégulière et plus fragmentée, signe d'une plus grande difficulté à isoler les axes routiers dans un environnement plus dense et plus perturbé. Enfin, dans le cas de Lac Mégantic, les segments extraits sont plus dispersés, plus courts et moins cohérents, ce qui traduit visuellement une dégradation plus marquée des performances. Dans l'ensemble, cette figure suggère donc que l'approche est d'autant plus efficace que la structure routière conserve une certaine lisibilité dans l'image radar d'origine.

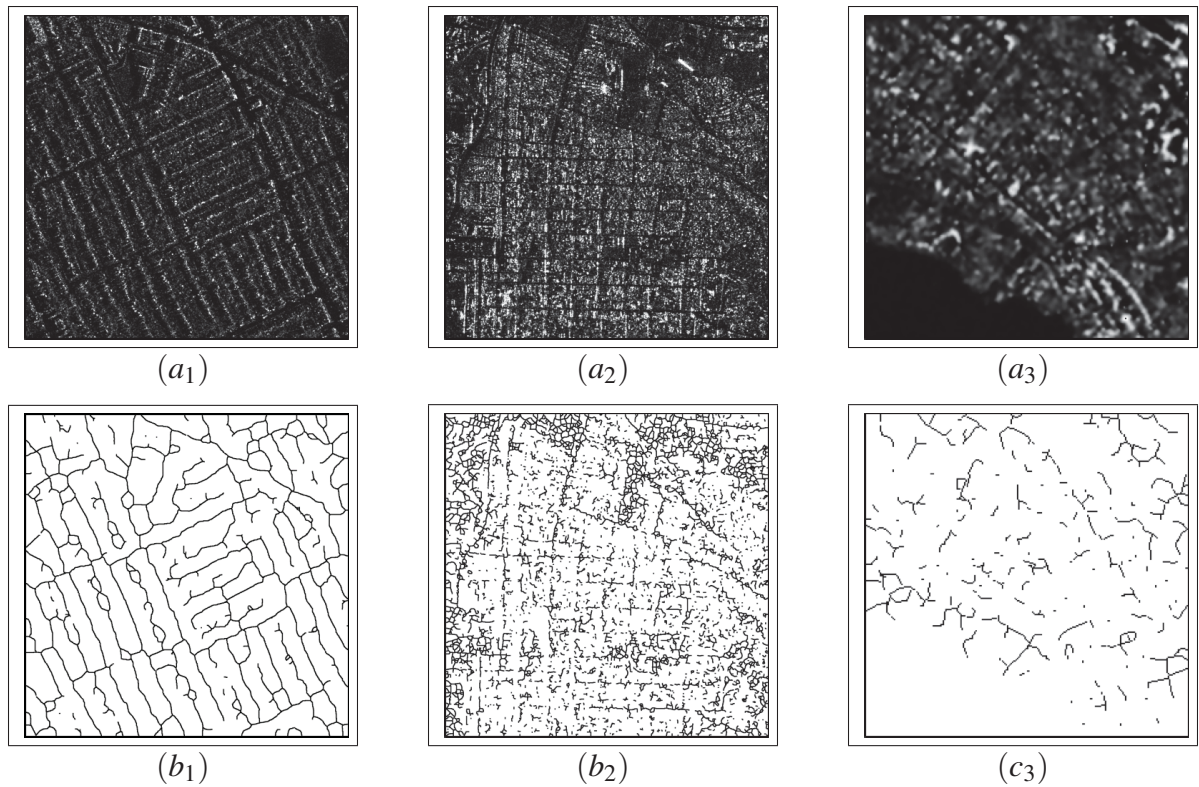


Figure 6.17 Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite : Les images originales (a_n) et leurs résultats finaux (b_n) des routes obtenus par la transformée en beamlets des routes. (1) Image de Toronto (2) image d'Haïti (3) image du lac Mégantic

Cette lecture visuelle est globalement confirmée par les résultats quantitatifs présentés dans le Tableau 6.9 Pour Toronto, l'approche obtient les meilleures performances avec un recouvrement de (0,57%), une précision de (0,47%), un facteur de qualité de (0,35%) et une distance de classement de (0,52%). Le facteur de ramification, limité à (1,09%), indique en outre une détection relativement régulière. Bien que le nombre de faux positifs (10320) reste légèrement supérieur au nombre de vrais positifs (9460), l'ensemble demeure plus équilibré que pour les autres images, ce qui confirme que Toronto constitue le cas le plus favorable pour la méthode.

Pour Haïti, les indicateurs diminuent de façon sensible : le recouvrement passe à (0,45%), la précision à (0,38%), le facteur de qualité à (0,26%) et la distance de classement à (0,42%). Le facteur de ramification augmente légèrement à (1,17%), ce qui traduit une détection un peu moins régulière. On observe également (6347) vrais positifs, contre (7470) faux positifs et

Tableau 6.9 Performance de l'approche combinée de la transformée en beamlets avec les filtres pour la détection des routes

Radar images	Bruit	R	P	Q	DC	FR	TP	FP	FN
Toronto	Intact	0,57	0,47	0,35	0,52	1,09	9460	10320	7086
Haïti	Sinistre	0,45	0,38	0,26	0,42	1,17	6347	7470	10156
Mégantic	Sinistre	0,36	0,23	0,16	0,30	3,19	140260	448540	243750

(10156) faux négatifs, ce qui montre que la méthode parvient encore à détecter une partie du réseau, mais avec une perte plus importante de couverture. Cette baisse reste cohérente avec l'impression visuelle d'une scène plus complexe, dans laquelle les routes se distinguent moins nettement du reste de l'environnement.

Le cas de Lac Mégantic apparaît comme le plus difficile, et les chiffres viennent clairement appuyer cette observation. Le recouvrement n'est plus que de 0,36, la précision de (0,23%), le facteur de qualité de (0,16%) et la distance de classement de (0,30%). Surtout, le facteur de ramification atteint (3,19%), soit une valeur très nettement supérieure à celles observées pour Toronto et Haïti. Cette augmentation traduit une détection beaucoup plus irrégulière, plus bruitée et davantage fragmentée. Les nombres de faux positifs (448540) et de faux négatifs (243750), très élevés par rapport aux vrais positifs (140260), confirment que la méthode éprouve ici de fortes difficultés à isoler correctement les routes dans un environnement fortement perturbé.

Pris ensemble, la Figure 6.17 et le Tableau 6.9 conduisent donc à une lecture cohérente des résultats. L'approche combinant la transformée en beamlets et les filtres apparaît capable de produire une extraction utile lorsque le réseau routier reste suffisamment perceptible, comme c'est le cas pour Toronto. Elle conserve un certain intérêt dans un contexte plus difficile comme Haïti, mais avec une perte visible en stabilité et en couverture. En revanche, dans une scène plus fortement dégradée comme Lac Mégantic, ses limites deviennent plus nettes, tant sur le plan visuel que quantitatif. Ces résultats montrent ainsi que cette approche constitue une base

pertinente pour l'analyse des images radar, mais que son efficacité demeure étroitement liée au degré de complexité et de perturbation de la scène étudiée.

Synthèse des analyses qualitatives et quantitatives des résultats de filtrage et de la transformée en Beamlets

La synthèse des analyses qualitatives et quantitatives montre que la transformée en beamlets, appliquée aux images radar et précédée d'une étape de filtrage, constitue une approche pertinente pour la détection et l'extraction des routes. Son intérêt principal réside dans sa capacité à mettre en évidence les structures linéaires du réseau routier à différentes échelles, ce qui la rend particulièrement adaptée à ce type de données. Sur le plan qualitatif, les résultats montrent que les segments de routes apparaissent de manière plus structurée après les étapes de filtrage, de seuillage et de squelettisation. Sur le plan quantitatif, les meilleures performances sont obtenues sur l'image de Toronto, avec un recouvrement de 0,57, une précision de 0,47, une qualité globale de 0,35 et un facteur de ramification de 1,09, ce qui confirme que la méthode est plus efficace lorsque les structures routières conservent une organisation géométrique régulière.

L'analyse des filtres met également en évidence l'importance du prétraitement dans la qualité des résultats obtenus. À cet égard, le filtre de Frost (Frost *et al.* (1984)) apparaît comme le plus adapté dans cette étude, puisqu'il présente les meilleures valeurs d'ENL pour les trois images analysées, soit 70,83 pour Toronto, 62,76 pour Haïti et 37,78 pour Mégantic, traduisant ainsi une meilleure réduction du bruit de chatoiement. Les observations visuelles confirment cette tendance, les images filtrées par Frost apparaissant plus lissées et mieux préparées à l'application de la transformée en beamlets. Ainsi, la réduction du bruit joue un rôle déterminant dans la mise en évidence des structures routières et dans la limitation des faux segments détectés.

En revanche, les résultats obtenus sur les images sinistrées d'Haïti et du Lac Mégantic montrent que les performances de la méthode diminuent lorsque la scène devient plus complexe. Pour Haïti, les indicateurs restent modérés ($R = 0,45$; $P = 0,38$; $Q = 0,26$; $FR = 1,17$), ce qui traduit une capacité réelle à retrouver une partie du réseau routier, mais avec davantage de confusions. Le cas du Lac Mégantic apparaît comme le plus difficile, avec des valeurs plus faibles ($R =$

0,36 ; $P = 0,23$; $Q = 0,16$) et un facteur de ramification élevé (3,19), révélant une forte présence de segments parasites et de fausses alarmes. Dans l'ensemble, cette synthèse confirme que la transformée en beamlets constitue une méthode prometteuse pour l'extraction des routes sur images radar, mais que son efficacité dépend étroitement de la qualité du filtrage et du degré d'homogénéité ou de perturbation de la scène analysée.

6.4.5 Discussion

La transformée en beamlets s'est révélée adaptée à la détection et à l'extraction des routes sur images radar, grâce à sa capacité à mettre en évidence les structures linéaires à différentes échelles. Les meilleurs résultats sont obtenus sur l'image de Toronto, où le réseau routier est plus régulier et mieux organisé, ce qui se traduit par une meilleure continuité visuelle des segments et par des valeurs plus élevées de recouvrement, de précision et de qualité globale. L'étude montre également que la qualité du prétraitement joue un rôle déterminant, le filtre de Frost offrant ici le compromis le plus satisfaisant pour réduire le bruit de chatoiement tout en préservant les structures utiles à la détection.

En revanche, sur les images sinistrées d'Haïti et du Lac Mégantic, les performances diminuent en raison de l'hétérogénéité des scènes, de la présence de débris et de la forte complexité locale, ce qui entraîne davantage de segments parasites et de fausses alarmes. Ces résultats montrent que, malgré son intérêt, la transformée en beamlets reste sensible aux perturbations et ne suffit pas toujours, à elle seule, à distinguer les routes des autres structures de la scène.

Dès lors, plusieurs perspectives peuvent être envisagées, notamment l'intégration de contraintes géométriques et contextuelles supplémentaires, l'ajout d'étapes de suivi ou de reconnexion des segments, ainsi que la combinaison de la transformée en beamlets avec des approches de classification supervisée, des descripteurs texturaux ou des données radar multi-temporelles et multi-polarisées. Ces prolongements permettraient d'améliorer la robustesse de l'extraction et de mieux soutenir l'évaluation des dommages en contexte post-catastrophe.

Ainsi, la transformée en beamlets apparaît non comme une solution isolée et définitive, mais comme un composant méthodologique solide pouvant être enrichi pour accroître la robustesse de l'extraction routière sur images radar.

6.4.6 Comparaison des résultats avec la littérature

L'approche proposée a été comparée à la méthode d'extraction routière fondée sur l'algorithme de l'angle spectral de (Christophe & Inglada (2007)), appliquée ici à une image SAR ERS-1 des Pays-Bas. L'objectif de cette comparaison est d'examiner, dans un contexte radar bruité, la capacité respective des deux approches à restituer la structure du réseau routier. L'examen de la Figure 6.18 met en évidence un contraste assez net entre les résultats obtenus. L'image d'entrée (Figure 6.18 (a)) présente un bruit marqué, qui rend l'identification des routes visuellement difficile. Dans ce contexte, la méthode fondée sur l'angle spectral (Figure 6.18 (b)) parvient à détecter certains axes, mais le réseau extrait demeure partiel et souvent discontinu. La restitution des routes secondaires apparaît limitée, et certaines portions de routes principales restent peu ou mal détectées.

En comparaison, la méthode proposée (Figure 6.18 (c)) produit un résultat visiblement plus riche, avec un plus grand nombre de segments détectés et une organisation spatiale qui paraît mieux rendre compte du réseau routier sous-jacent. Cette différence ne doit pas être interprétée de manière trop catégorique, puisqu'une augmentation du nombre de segments détectés peut également s'accompagner de fausses alarmes. Toutefois, sur le plan qualitatif, l'approche proposée semble offrir une meilleure robustesse face au bruit et une meilleure capacité à préserver la continuité des structures linéaires. Ainsi, sans se substituer à l'analyse quantitative, cette comparaison visuelle suggère que la méthode proposée constitue une alternative plus adaptée aux contraintes imposées par les données radar. Elle met en évidence un gain en détectabilité et en cohérence structurale, ce qui renforce la pertinence de l'approche dans le cadre de l'extraction routière en environnement complexe.

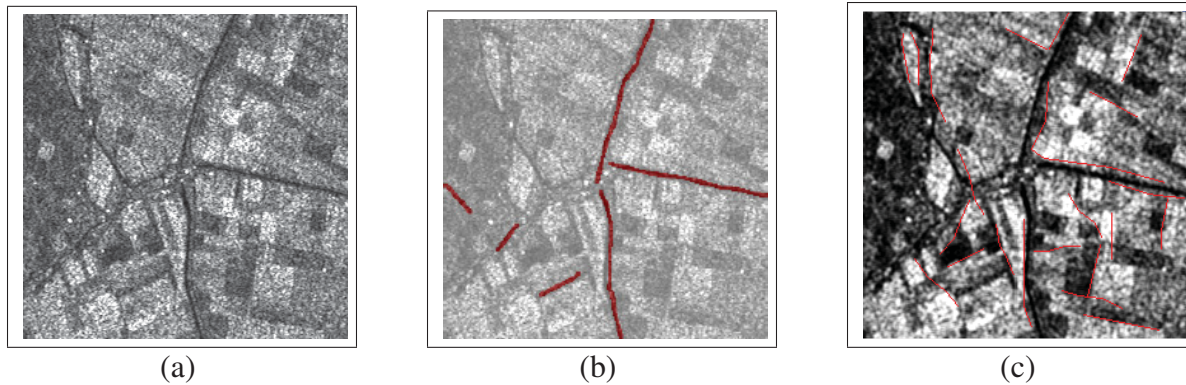


Figure 6.18 Détection routière des données SAR ERS-1 à l'aide de l'angle spectral et de la méthode proposée : (a) Image d'entrée (b) Résultats de la détection à l'aide de l'angle spectral (c) Résultats de la détection à l'aide de la méthode proposée

6.5 Conclusion partielle de l'application 2

Cette deuxième application avait pour objectif d'examiner dans quelle mesure la transformée en beamlets, combinée à un filtre adaptatif de Frost, pouvait améliorer l'extraction des routes à partir d'images radar. L'idée de départ était de mieux faire ressortir les structures routières tout en réduisant l'effet du bruit de chatoiement, qui complique fortement l'interprétation de ce type d'images. Les essais réalisés sur les images de Toronto, Haïti et Lac Mégantic montrent que cette approche est globalement pertinente, même si son efficacité varie selon l'état de la scène observée. Dans les cas où les routes restent relativement lisibles, comme pour l'image de Toronto, la méthode fournit des résultats plutôt satisfaisants. La représentation pyramidale des segments, combinée au filtrage multi-échelle et à l'exploitation de propriétés géométriques des routes, permet de construire une première cartographie routière cohérente. Le recours au filtre de Frost et au seuillage automatique d'Otsu contribue également à améliorer la phase initiale de détection, en réduisant une partie du bruit et en renforçant la visibilité des structures linéaires. Les résultats deviennent toutefois plus contrastés lorsque la scène est fortement perturbée, comme dans les cas d'Haïti et surtout de Lac Mégantic. Dans ces contextes sinistrés, la méthode montre davantage ses limites : la détection devient moins régulière, plus sensible au bruit, et certaines portions du réseau routier restent difficiles à extraire correctement. Malgré cela, les segments correctement détectés demeurent suffisamment pertinents pour consti-

tuer une base de travail intéressante pour des traitements ultérieurs. Au fond, cette application montre surtout que la transformée en beamlets constitue une piste sérieuse pour l'extraction routière en imagerie radar, en particulier lorsqu'il s'agit de faire émerger les grandes structures du réseau. Elle ne résout pas toutes les difficultés liées aux scènes complexes, mais elle fournit une base robuste sur laquelle il devient possible de construire des étapes de raffinement plus avancées. Dans cette perspective, l'utilisation de classificateurs combinés, le traitement plus fin des intersections ambiguës ou encore l'exploitation d'images radar de polarisations différentes apparaissent comme des prolongements naturels pour améliorer davantage la qualité des résultats.

6.6 Application 3 : Classification et évaluation des dommages sur les routes endommagées par imagerie optique et radar

6.6.1 Introduction

Cette section est consacrée à la troisième application de cette recherche, portant sur la classification et l'évaluation des dommages affectant les routes à partir d'images optiques et radar. Dans les situations post-catastrophe, la capacité à distinguer de manière fiable les routes intactes des routes endommagées représente un enjeu majeur pour l'appréciation de l'état du réseau routier et l'appui à la prise de décision. Afin d'examiner cette problématique, cinq classificateurs ont été mobilisés, en s'appuyant sur trois familles de descripteurs ainsi que sur leurs combinaisons respectives, de manière à comparer leur efficacité sur différents types d'images. Cette démarche vise à mettre en évidence l'apport conjoint des caractéristiques extraites et des méthodes de classification dans l'amélioration de la détection des dommages. Les approches mises en œuvre, les jeux de données considérés et les résultats expérimentaux obtenus sont exposés et analysés dans cette section.

6.6.1.1 Présentation des données images optiques

Image optique - zone Afrique - Boumerdès (Algérie)

Le nord de l'Algérie situé entre deux plaques tectoniques créant des zones de compression a subi un séisme le 21 mai 2003. Ce tremblement de terre de magnitude 6,8 sur l'échelle de Richter a provoqué des milliers de morts. Plusieurs infrastructures, en particulier les routes de plusieurs localités dont la ville de Boumerdès près d'Alger (la capitale d'Algérie), ont subi des dommages importants. La Charte internationale a été activée le lendemain par la protection civile française qui a envoyé une équipe d'experts en la matière pour assister les autorités algériennes. De nombreuses routes urbaines et locales sont d'accès difficile à cause des débris occasionnés par des bâtiments. Les images Quickbird (THRS) des Figures 6.19 (a) et (b) de 60 cm de résolution spatiale montrent de façon simple, l'état d'un même secteur urbain de Boumerdès avant et après le séisme. Les Figures 6.19 (a) et (b) permettent de voir que l'organisation générale du quartier reste reconnaissable, mais que certaines zones ont visiblement été modifiées. Dans la Figure 6.19 (c), ces changements sont mis en évidence par des contours rouges, ce qui aide à repérer rapidement les parties touchées. On remarque que les modifications ne sont pas réparties partout, mais concentrées sur quelques zones bien localisées. La Figure 6.19 (d) présente la référence associée, en ne conservant que les régions considérées comme réellement changées. Dans l'ensemble, cette Figure 6.19 montre clairement que le séisme a provoqué des dommages ponctuels, localisés sur certaines structures du tissu urbain.

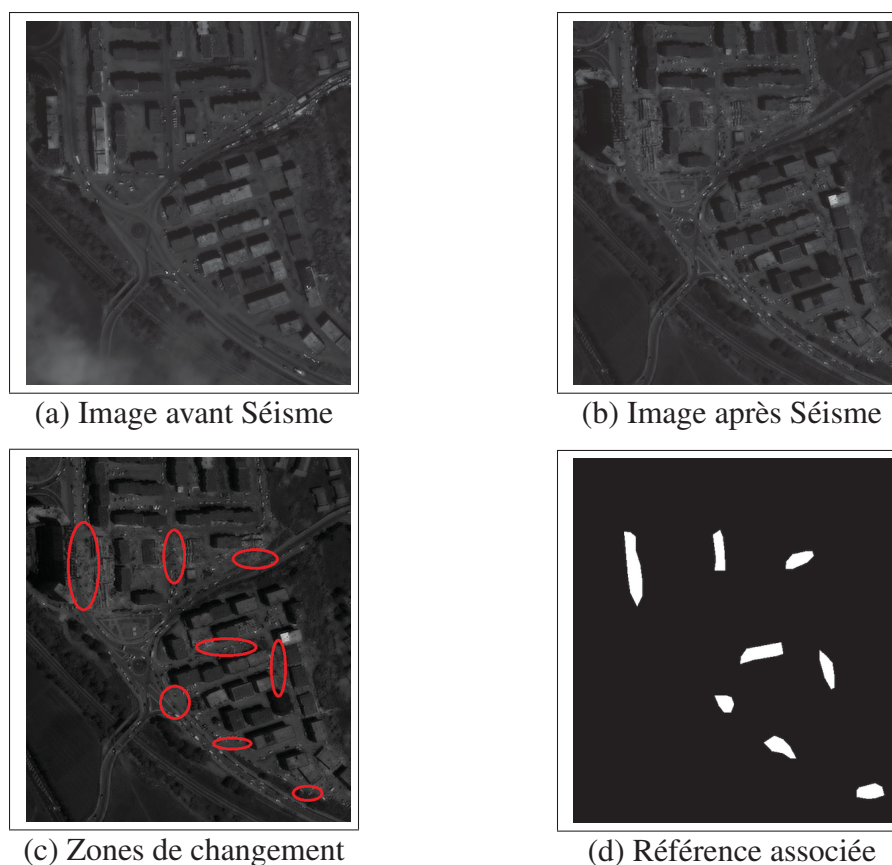


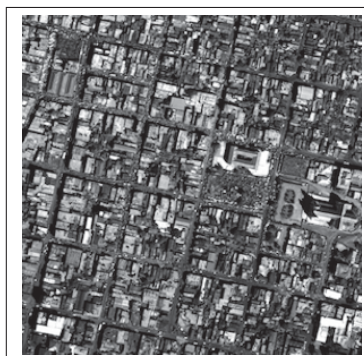
Figure 6.19 Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite [Boumerdès] :

(a) Image optique avant séisme, (b) Image optique après séisme
(c) Zones de changement (d) Référence associée

Image optique - zone les Caraïbes - Port-au-Prince (Haïti)

Les deux sous images d'Haïti (avant (a) et après le séisme (b)) ont été acquises avec des capteurs différents respectivement WorldView 2 et QuickBird de tailles 2000x2000 avec 3 bandes R, V, B. Une fusion des images multispectrales de 2,4 m de résolution spatiale et panchromatique de 0,6 m de résolution a été nécessaire pour produire une image de très haute résolution spatiale de 0,6m (Figure 6.20). Le séisme a frappé le centre de ville de Port-au-Prince dans un milieu de forte densité d'infrastructures et des routes ont été bloquées par des débris provenant de l'effondrement des bâtiments avoisinants. Une particularité des routes américaines est leur forme quadrangulaire (trame orthogonale) contrairement aux routes européennes plus tortueuses. L'image optique (Figure 6.20 (a)) acquise avant le séisme montre un tissu dense,

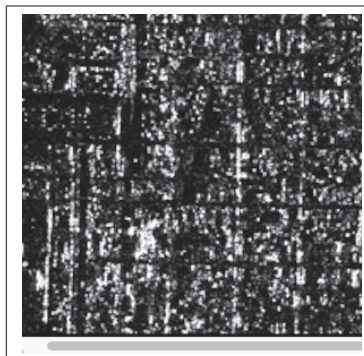
structuré autour d'un réseau de rues relativement régulier. Les routes apparaissent encore lisibles dans leur continuité, malgré la forte densité des bâtiments. Cette image constitue donc une référence utile pour apprécier les transformations survenues après la catastrophes. L'image optique (Figure 6.20 (b)) acquise après le séisme montre le même secteur, mais avec une scène visiblement plus perturbée. L'organisation générale du quartier reste reconnaissable, ce qui permet de retrouver l'ossature du réseau routier, mais plusieurs zones paraissent plus désordonnées ou alternées. Dans un environnement urbain aussi dense, les débris issus de l'effondrement des bâtiments peuvent masquer ou obstruer certaines portions de routes, ce qui complique leur lecture directe. Cette image met donc en évidence la difficulté d'analyser les dégâts dans un centre-ville fortement bâti.



(a) Optique avant séisme



(b) Optique après séisme



(c) Radar après séisme



(d) Zones de changement

Figure 6.20 Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite [Haïti] :

(a) Image optique avant séisme (b) Image optique après séisme

(c) Image radar après séisme (d) Zones de changement

L'image des zones de changement (Figure 6.20 (d)) synthétise les secteurs où des modifications significatives ont été repérées entre l'état antérieur et l'état post-sismique. Les cercles rouges mettent en évidence plusieurs points répartis dans le tissu urbain, ce qui suggère que les dommages ne sont pas isolés, mais touchent différents îlots du centre-ville. Ces changements semblent se concentrer autour de structures bâties et à proximité du réseau routier, ce qui est cohérent avec l'hypothèse de routes obstruées par les débris de bâtiments effondrés. Cette image joue donc un rôle important d'aide à l'interprétation, en orientant l'attention vers les zones les plus susceptibles d'avoir subi des dommages.

Dans l'ensemble, ces quatre images montrent bien l'intérêt d'une lecture conjointe des données optiques, radar et des changements détectés pour mieux apprécier les dommages sur les routes après séisme. L'image avant séisme sert de référence structurale, l'image après le séisme montre les perturbations visibles, l'image radar apporte une information complémentaire dans un contexte d'urgence, et l'image des changements permet de localiser plus directement les secteurs affectés.

6.6.1.2 Présentation des données images radar

Image radar - zone Amérique du Nord - Lac Mégantic (Québec)

La troisième image radar est celle d'une zone sinistrée du Lac-Mégantic au Québec, Canada, acquise le 15-10-2010 (50,200) 256x256 par le satellite RADARSAT-2 avec 8 m de résolution spatiale en mode HH (polarisation). C'est une région qui a subi une tragédie ferroviaire où les grandes voies du centre-ville ont subi des dégâts importants (Figure 6.21). Pour Lac Mégantic, nous disposons d'une image radar avant sinistre (a), d'une image radar après la tragédie ferroviaire (b), d'une image localisant la zone sinistrée c) et d'une image des zones de changement (d). Cet ensemble permet une lecture à la fois temporelle et spatiale de l'événement. Il montre que les dommages ne se présentent pas sous une forme diffuse, mais qu'ils restent au contraire bien circonscrits dans une portion précise du centre-ville. L'image avant sinistre (a) fournit l'état de référence, l'image après sinistre fait apparaître les perturbations, et l'image

des changements confirme la concentration des modifications dans un secteur limité cohérent avec l'emprise du sinistre.

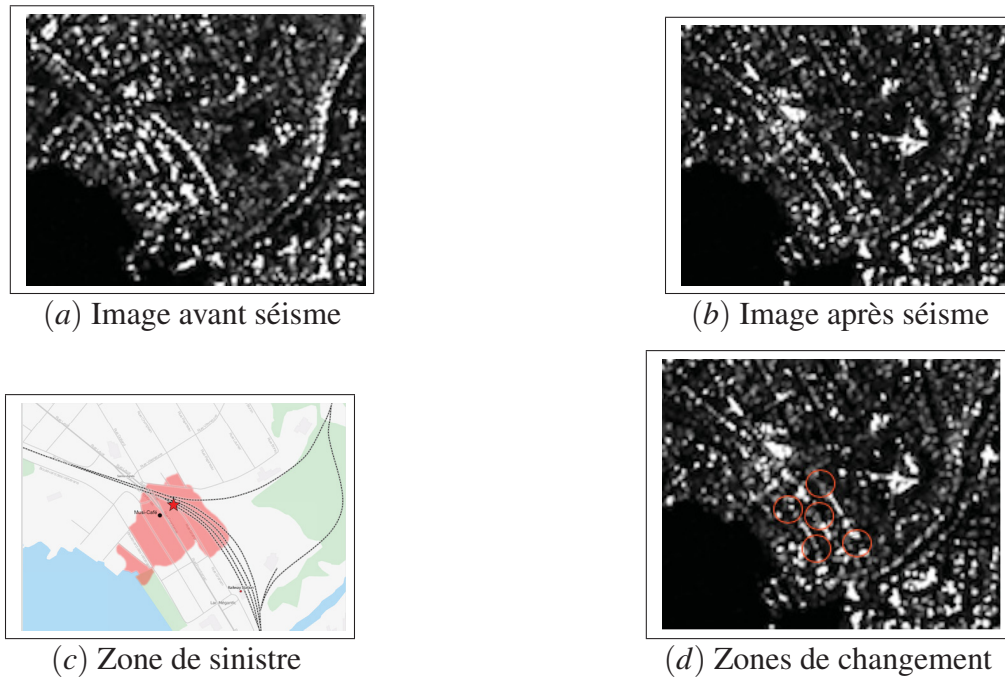


Figure 6.21 Du haut vers le bas et de la gauche vers la droite [Lac Mégantic] :
 (a) Image radar avant séisme (b) Image radar après séisme
 (c) Zone de sinistre (d) Zones de changement

Image radar - zone les Caraïbes - Port-au-Prince (Haïti)

La deuxième image est celle d'une zone sinistrée à Haïti (Port-au-Prince) acquise le 14-01-2010, (1024x1024) par le satellite RADARSAT-2 avec 3 m de résolution spatiale en mode HH (polarisation), après le tremblement de Terre dont il a été question dans l'extraction de routes endommagées par la méthode conjointe de multirésolution et de l'angle spectral à partir des images optiques (Figure 6.20 (c)). L'image radar acquise après le séisme apporte une information différente de celle de l'optique. Elle est visuellement plus bruitée, ce qui est normal pour ce type de données, mais elle permet néanmoins de faire ressortir certaines structures linéaires et des contrastes liés à l'occupation du sol. La lecture de l'image est moins intuitive, mais elle

reste précieuse dans un contexte de catastrophe, car elle peut être acquise indépendamment des conditions météorologiques ou de luminosité. Dans ce cas, elle offre une vue complémentaire de la zone sinistrée, même si l'identification directe des routes endommagées y demeure plus difficile.

6.6.2 Protocole expérimental

Tous les résultats ont été obtenus via les logiciels disponibles en PCI geomatica², ENVI (Version 4.5), Toolbox Matlab R2016b Tax (2013) et LibSVM³.

Le grand intérêt de notre approche est l'utilisation des images satellitaires avant et après le séisme afin de détecter les zones sinistrées, plus particulièrement les débris sur les voies de communication (les routes et les ponts) causés principalement par les effondrements des bâtiments ou ponts ou encore une fissure dans une route. Le but est de réaliser une carte montrant les voies de communication obturées ou bloquées par des dégâts. Identifier les dégâts sur une image satellitaire, qui nous donne certes une grande vision sur l'ensemble de la zone sinistrée, est fastidieux et leur interprétation par les photointerprètes n'est pas un travail facile, sans oublier la subjectivité humaine et souvent le manque de précision d'où l'apport des algorithmes de reconnaissance de formes. Pour y arriver, il nous faut constituer un dictionnaire composé de classes d'objets cibles qui forment notre base d'apprentissage. Ce groupe constitué (dictionnaire) servira de référence pour la classification de nouveaux objets appartenant à un autre groupe de test. Pour cela, il faut procéder à un découpage des zones d'intérêts par segmentation des objets cibles et on applique un algorithme de classification pour traiter le groupe d'apprentissage dont les résultats sont comparés aux modèles du groupe de test afin de prendre une décision pour faire correspondre une étiquette identifiant leur classe appropriée. Un organigramme méthodologique illustre l'ensemble de la procédure de détection des dégâts (Figure 6.22).

2. <https://catalyst.earth/products/catalyst-pro/>

3. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

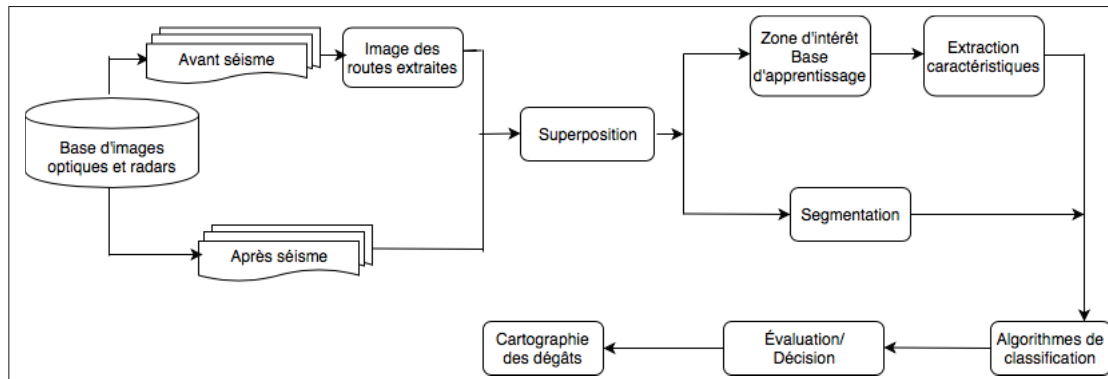


Figure 6.22 Organigramme de la méthodologie de détection des dégâts

6.6.2.1 Base d'apprentissage et extraction de caractéristiques

1. Base d'apprentissage : La base d'apprentissage a été constituée à partir de l'ensemble des images optiques et radar disponibles pour cette étude. À partir des images acquises avant catastrophe, une image du réseau routier est d'abord produite par l'application des algorithmes d'extraction développés précédemment, soit l'algorithme de l'angle spectral pour les images optiques et la transformée en beamlets pour les images radar. Cette image des routes extraites est ensuite superposée à l'image acquise après catastrophe, afin de faciliter la détection des changements et l'identification des dégâts affectant les infrastructures routières. Cette phase préliminaire permet de mieux délimiter les régions d'intérêt sur lesquelles repose la construction de la base d'apprentissage.

L'identification des dommages sur les routes nécessite de disposer d'un ensemble de données suffisamment riche ainsi que de descripteurs capables de rendre compte de la variabilité des dégradations observées (Yogamangalam *et al.* (2013)). Dans ce but, chaque image satellitaire est découpée en imagerie de petite taille, choisies de façon à distinguer visuellement les zones comportant des dégâts, avec leur contexte immédiat, des zones exemptes de dégâts. Ces imagerie constituent la base d'images utilisée pour l'apprentissage. L'intégration du contexte spatial autour des dégradations vise à améliorer la capacité de généralisation des algorithmes et à mieux différencier les dégâts routiers des autres occupations du sol.

Les images optiques et radar ont été découpées manuellement en respectivement 20 et 10 imagettes disjointes de taille 40x40. Afin d'accroître la diversité des exemples disponibles, chaque imagette a ensuite été soumise à une série de transformations géométriques comprenant huit rotations par pas de 45 degrés, soit : 0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, et 315 degrés et deux opérations de retournement *flips* (voir Figure 6.23 et Tableau 6.10). Chaque imagette peut ainsi être représentée selon 10 configurations différentes, ce qui permet de constituer une base plus exhaustive pour les phases d'apprentissage et de validation.

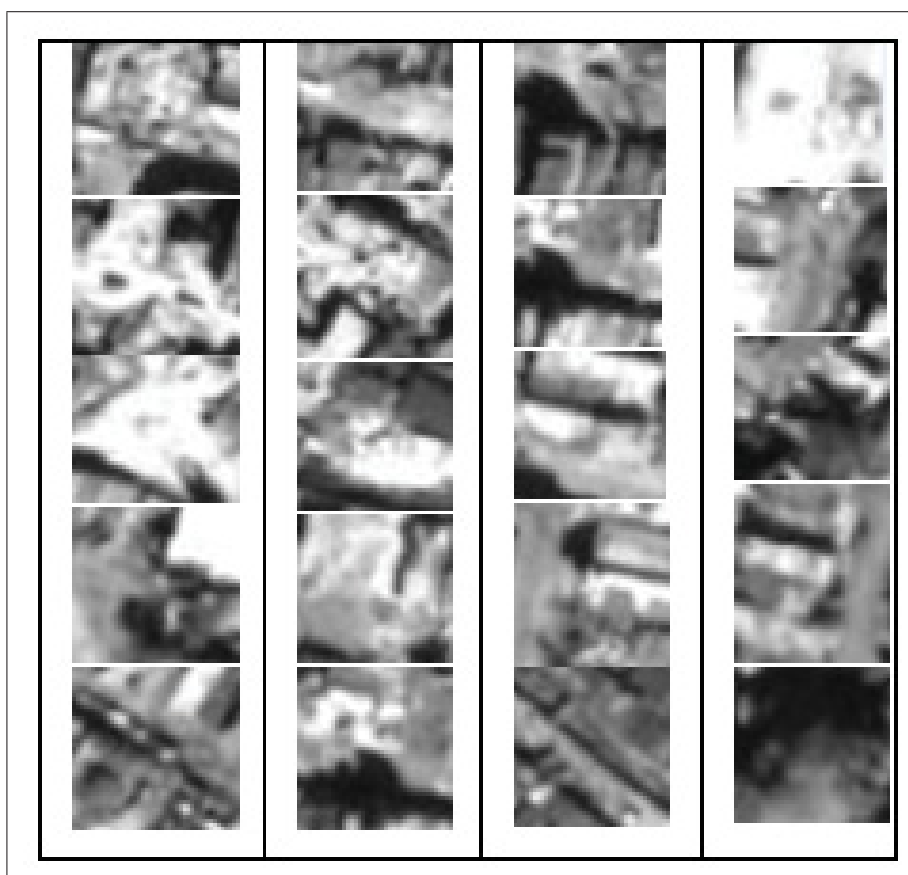


Figure 6.23 Quelques exemples de 20 imagettes optiques de dégât de la zone d'Haïti avec ou sans contexte, échantillons positifs et négatifs

L'examen des images post-catastrophe a permis d'identifier plusieurs niveaux de dommages sur les routes, allant des routes intactes ou peu affectées aux routes sévèrement endommagées,

voire détruites. Toutefois, afin de répondre à l'objectif principal de l'étude, qui consiste à distinguer les infrastructures fonctionnelles des infrastructures non fonctionnelles, ces niveaux ont été regroupés en deux classes principales. La classe D1 regroupe les routes intactes ou présentant des dommages négligeables, tandis que la classe D2 rassemble les routes modérément à fortement endommagées, y compris les routes détruites. Cette structuration permet de ramener le problème à une classification binaire cohérente avec les besoins opérationnels liés à l'évaluation rapide des routes en situation de catastrophe.

Zones sinistrées	Continents\Pays	Capteurs	Nombres d'images	Dix orientations (angulaires)	Nombres d'échantillons
Boumerdès	Afrique du nord (Algérie)	Optique	20	0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, 315°, + 2 flips	200
Port-Au-Prince	Les caraïbes (Haïti)				
Lac Mégantic	Amérique du nord (Canada-Québec)	Radar	10		100
Port-Au-Prince	Les caraïbes (Haïti)				

Tableau 6.10 Illustration des échantillons de la base d'apprentissage

Une fois la base d'apprentissage construite, l'étape suivante consiste à mieux décrire le contenu des imagerie retenues. En effet, pour qu'un algorithme puisse distinguer correctement les zones endommagées des zones intactes, il ne suffit pas de lui fournir des exemples : il faut aussi lui donner une représentation pertinente de ce qu'il doit reconnaître. C'est pourquoi la section suivante porte sur l'extraction des caractéristiques, qui vise à traduire sous forme de descripteurs les propriétés les plus utiles des imagerie analysées.

2. Extraction des caractéristiques : À l'issue de la construction de la base d'images, une étape d'extraction de caractéristiques est appliquée aux imagerie générées. Cette étape consiste à dériver, à partir de chaque imagerie, un ensemble de descripteurs radiométriques et texturaux destinés à représenter les propriétés des structures observées. L'introduction de l'information

texturale vise plus particulièrement à réduire les confusions spectrales susceptibles d'apparaître entre les débris et les routes, dont les signatures peuvent être proches dans les images post-catastrophe. Dans cette perspective, plusieurs familles de descripteurs ont été étudiées, notamment les descripteurs HOG, LBP et les textures de Haralick. Une première analyse a porté sur leur pertinence individuelle et sur leur robustesse vis-à-vis de la variabilité des scènes. Une seconde analyse a ensuite été consacrée à leur complémentarité, afin d'évaluer leur capacité conjointe à mieux indexer les débris présents sur les routes. Cette démarche permet non seulement d'identifier les descripteurs les plus informatifs, mais également de déterminer les combinaisons de caractéristiques les plus appropriées pour la suite du processus de classification. Les vecteurs de caractéristiques ainsi extraits sont ensuite exploités dans le cadre de différentes approches de classification supervisée et non supervisée. Pour chaque catégorie d'images, une même base d'apprentissage est utilisée pour l'ensemble des classificateurs, afin d'assurer une comparaison homogène des résultats. Le classificateur OCSVM constitue toutefois un cas particulier, puisqu'il repose principalement sur l'apprentissage d'une unique classe d'intérêt. Dans le cadre de cette étude, les éléments positifs, correspondant aux débris, sont considérés comme la classe cible. Ce choix motive l'emploi d'un SVM à une classe, dont l'objectif est de modéliser les caractéristiques de cette seule classe. Un nombre restreint d'éléments négatifs, associés aux zones sans débris, est néanmoins introduit afin d'améliorer la stabilité et la performance du classificateur.

Enfin, dans le but de renforcer les performances de la classification, une fusion des caractéristiques les plus pertinentes est appliquée selon une stratégie de vote majoritaire. Cette étape permet de tirer parti de la complémentarité des descripteurs retenus et de rendre la décision finale plus robuste.

Une fois les caractéristiques extraites, l'étape suivante consiste à les exploiter dans le cadre de la classification. Cependant, même avec de bons descripteurs, la qualité du résultat dépend aussi du réglage du modèle utilisé. Cela est particulièrement vrai pour le OCSVM, qui repose sur une logique différente des classificateurs supervisés classiques, puisqu'il apprend essentiel-

lement à partir d'une seule classe d'intérêt. Il est donc important de préciser la manière dont ses hyperparamètres ont été déterminés.

6.6.2.2 Réglage des principaux paramètres des classificateurs

Plusieurs essais sont effectués pour ajuster les différents paramètres qui gouvernent les classificateurs afin d'augmenter la performance des algorithmes de classification.

1. Méthodes du k-plus proches voisins et du maximum de vraisemblance : Contrairement à la méthode de classification supervisée *k-plus proches voisins* (k-PPV) qui affecte un élément à la classe la plus représentée parmi les k plus proches éléments de la base d'apprentissage. L'algorithme du *maximum de vraisemblance* (MV) se base sur l'analyse statistique de la distribution des éléments de la base d'apprentissage en définissant des probabilités d'appartenance à chaque classe où l'assignation à une classe est garantie par une forte probabilité. Pour l'algorithme du k-PPV, le nombre de voisins k est choisi de façon empirique afin de garantir un faible taux d'erreur avec la base d'apprentissage. On note que dans cette approche, il n'existe pas vraiment de processus d'entraînement car l'utilisation de la base d'entraînement intervient lors de la classification.

2. Une famille proche est l'algorithme Isodata : pour l'agorithme non supervisé Isodata, deux classes sont affectées comme paramètres pour la classification non supervisée, qui assigne chaque élément à la classe dont le centroïde est le plus proche en terme de distance euclidienne.

3. Méthode AdaBoost : La méthode AdaBoost (*Adaptative Boosting*) est une méthode algorithmique qui consiste à transformer un classificateur «faible» en un classificateur «fort» en attribuant une pondération différente à chaque itération et qui combine les résultats obtenus pour en faire un seul classificateur optimal. Les paramètres définis sont la taille de l'ensemble d'apprentissages et le nombre total d'étapes.

4. Réglage des hyperparamètres du SVM : Pour l'optimisation des hyperparamètres des classificateurs supervisés SVM et OCSVM, une fonction noyau permet de transformer l'espace des

représentations de données d'entrées en un espace de plus grande dimension dans lequel il est possible de séparer linéairement les données d'apprentissage par une marge maximale. Les classificateurs OCSVM sont un cas particulier des classificateurs SVM. Les hyperparamètres C et σ sont respectivement le paramètre de pénalisation de la marge souple et le paramètre de largeur du noyau gaussien. Pour évaluer la stabilité des classes choisies et permettre la validation statistique des résultats, les vérifications sont effectuées par la technique de validation croisée en ($k=5$) réplifications. En effet, la validation croisée est une bonne technique d'évaluation de la performance en généralisation d'un classifieur. L'idée derrière cette technique est de tester le classificateur obtenu sur des données qui n'ont pas participé à l'apprentissage, afin de permettre de prédire le comportement du classifieur face aux nouvelles données. Ainsi, 20% des valeurs sont utilisées pour les tests d'apprentissage faits à partir de 80% de la base. Par la suite, un nouvel ensemble d'apprentissages est ensuite choisi et ainsi de suite, jusqu'à ce que tout l'échantillon ait été utilisé une seule fois en test. Les k tests donnent le taux d'erreur de validation croisée pour un couple de paramètres et ce couple de paramètres est choisi selon la meilleure précision de validation croisée. Les valeurs des hyperparamètres (C , σ) couvrent de grandes valeurs croissantes exponentiellement. Les valeurs 100 et 1 sont les valeurs utilisées respectivement pour C et σ pour le classificateur SVM.

5. Réglage des OCSVM : Pour la classification OCSVM, la technique de validation croisée classique n'est pas appropriée, puisque la base d'apprentissage ne contient que des exemples appartenant à la classe cible. Le réglage des hyperparamètres (ν , σ) peut être effectué à l'aide de la génération de pseudo-anomalies. Dans ce contexte, le choix des paramètres vise à obtenir un compromis entre la représentation fidèle de la classe cible et la limitation des faux positifs.

Le classificateur OCSVM est le modèle choisi pour notre thèse. Le modèle de sélection empirique des hyperparamètres dans l'OCSVM et employé par Ghafoori *et al.* (2016), Unnthorsson (2003) et ensuite repris par Li *et al.* (2011) dans la détection des débris à partir d'une image satellitaire à haute résolution spatiale, est adopté. Dans leur approche méthodologique, les auteurs (Li *et al.* (2011)) règlent en premier lieu le paramètre ν en se basant sur la fraction des données d'entraînement des cibles mal classées [1% ou 5%] soit $\nu = 0,01$ ou $0,05$ pour un

taux d'erreur de classification. Ils choisissent empiriquement la valeur de ν égale à 0,01. Ensuite, ils procèdent au réglage approprié de la taille du noyau (σ) où la fraction des données d'apprentissage bien classée donne un score de précision de classification qui tend vers $(1 - \nu)$ soit $\sigma=0,1$. La combinaison obtenue de ν et σ est utilisée dans la classification de OCSVM. Dans cette thèse, nous allons nous inspirer de la méthode de Tax (Tax (2001)) en incorporant une petite quantité des données négatives (non dégâts) durant l'entraînement pour augmenter la performance du OCSVM. L'inclusion d'un petit nombre de données aberrantes autres que les données cibles, aide à améliorer la zone de frontière autour des données et contribue ainsi à renforcer la performance du classificateur.

6.6.2.3 Combinaison des caractéristiques texturales

Pour valider les algorithmes proposés, nous avons travaillé sur plusieurs séries d'images provenant de capteurs différents et de zones géographiques variées. Dans cette partie, nous présentons surtout les résultats les plus convaincants obtenus à partir de la combinaison de caractéristiques. L'idée de cette démarche est simple : au lieu de s'appuyer sur un seul type d'information extraite de l'image, il s'agit de regrouper plusieurs descripteurs complémentaires afin de mieux représenter les objets étudiés.

Ce principe est largement présent dans la littérature, où plusieurs travaux ont montré que la combinaison de caractéristiques peut améliorer la qualité de la classification. Certaines approches s'appuient, par exemple, sur la théorie bayésienne (Kittler *et al.* (1998)), tandis que d'autres mobilisent la théorie des ensembles flous (Chitroub *et al.* (1999)), afin de mieux gérer les incertitudes ou les imperfections liées à l'extraction des caractéristiques. Dans tous les cas, l'objectif reste le même : mieux exploiter l'information utile contenue dans l'image.

Dans notre étude, la combinaison des caractéristiques vise donc à rassembler, dans une même représentation, les informations les plus pertinentes et les plus discriminantes. Cette stratégie permet de mieux décrire les structures étudiées et de faciliter, par la suite, l'interprétation des résultats de classification.

6.6.2.4 Combinaison des algorithmes de classification

Dans un problème de classification complexe, aucun algorithme ne parvient, à lui seul, à rendre compte de toutes les variations présentes dans les données. Cette limite est particulièrement marquée dans le cas des images post-catastrophe, où la forte hétérogénéité des scènes, la proximité entre certaines classes et la présence de bruit rendent la séparation des objets plus délicate. Dans ce contexte, la combinaison des classificateurs constitue une stratégie intéressante, puisqu'elle permet de tirer parti des forces propres à plusieurs modèles plutôt que de s'appuyer sur un seul. Le principe consiste à fusionner les décisions produites par différents algorithmes afin d'obtenir une classification finale plus robuste, plus stable et souvent plus cohérente. Chaque classificateur apporte en effet une lecture partielle de la scène, fondée sur sa propre logique d'apprentissage et de décision. Leur combinaison permet ainsi de réduire certaines erreurs individuelles, de limiter les confusions entre classes et d'améliorer la qualité globale du résultat (Lin & Liu (2007)). Dans cette étude, cette approche est retenue afin d'exploiter la complémentarité de AdaBoost, SVM et OCSVM, dans l'objectif d'obtenir une meilleure discrimination entre routes intactes et routes endommagées.

L'analyse et l'interprétation présentée repose sur une évaluation systématique de l'ensemble des caractéristiques et des classificateurs considérés dans cette étude, afin d'identifier ceux qui se révèlent les plus pertinents pour la détection et l'évaluation des dégâts routiers en contexte post-catastrophe. Cette validation est menée à partir de quatre images endommagées, comprenant deux images optiques (Boumerdès et Haïti) et deux images radar (Lac Mégantic et Haïti), de manière à couvrir des contextes de sinistre variés ainsi que des modalités d'acquisition différentes.

Dans un premier temps, les performances de chaque descripteur et de chaque classificateur sont examinées séparément, afin de mettre en évidence leur capacité propre à représenter et à discriminer les zones endommagées. Dans un second temps, les configurations les plus performantes sont retenues pour construire les combinaisons optimales de trois caractéristiques et de trois classificateurs. L'analyse porte enfin sur les résultats issus de la combinaison des carac-

téristiques et de la combinaison des classificateurs, dans le but d'apprécier leur contribution respective à l'amélioration de la qualité de la classification et à une meilleure interprétation des dégâts observés.

6.6.3 Résultats expérimentaux et interprétation

6.6.3.1 Analyse qualitative et quantitative des routes - images optiques

Analyse qualitative des routes - image de Boumerdès

Avec les deux algorithmes de classification non supervisée (k-ppv et Isodata), certaines structures correspondant aux routes ainsi qu'aux zones potentiellement endommagées sont globalement mises en évidence, en particulier dans l'environnement immédiat des classes cibles. Toutefois, en raison du caractère non dirigé de ces méthodes, d'autres classes d'occupation du sol apparaissent également dans les résultats, ce qui rend l'interprétation plus délicate (Figure 6.24). Des portions de routes situées à proximité des bâtiments sont visibles, mais la distinction entre voirie, bâti et zones de débris demeure parfois incertaine.

Pour les quatre algorithmes de classification supervisée (maximum de vraisemblance, AdaBoost, SVM et OCSVM), les résultats apparaissent dans l'ensemble plus cohérents. Les routes principales sont mieux restituées et plusieurs zones de dégâts semblent être correctement localisées. Malgré la géométrie parfois courbe de certaines routes, leur détection reste globalement satisfaisante. Les discontinuités observées sur certains tronçons peuvent être interprétées comme des indices de perturbation, possiblement liés à la présence de débris. Quelques confusions persistent néanmoins entre routes, bâtiments et amas de débris, ce qui peut s'expliquer par la proximité spectrale entre ces éléments dans ce contexte post-sismique.

Analyse qualitative des routes - image d'Haïti

L'image optique d'Haïti se caractérise par une forte densité des occupations du sol et par une présence importante d'amas de débris consécutifs au séisme. Dans ce contexte, les deux classi-

ificateurs non supervisés mettent en évidence certaines structures routières, bien que plusieurs autres classes soient également détectées. Les routes apparaissent souvent sous forme de structures linéaires marquées par des discontinuités, tandis que la trame relativement orthogonale du réseau permet encore de distinguer certaines lignes de démarcation (Figure 6.24). L'interprétation des résultats reste toutefois plus délicate que dans le cas de Boumerdès, en raison de la complexité de la scène.

Les quatre algorithmes de classification supervisée produisent des résultats globalement plus cohérents. Les routes sont mieux détectées, malgré la forte concentration de débris issus de l'effondrement des bâtiments. Plusieurs zones détectées semblent se distribuer le long du réseau routier ou à son voisinage immédiat, ce qui suggère une relation spatiale entre les dégâts observés et la voirie. Certaines ambiguïtés subsistent néanmoins entre routes, débris et bâti, ce qui témoigne de la difficulté de discrimination dans un environnement urbain fortement dégradé.

Synthèse de l'analyse qualitative des routes - images optiques

Les résultats de la Figure 6.24 montrent que les algorithmes de classification non supervisée (k-ppv et Isodata) permettent de faire ressortir certaines structures routières et zones potentiellement dégradées, mais avec un niveau de confusion relativement élevé avec d'autres classes d'occupation du sol. Cette limite est particulièrement visible dans le cas d'Haïti, où la densité urbaine et l'importance des dommages rendent l'interprétation plus difficile. Les méthodes supervisées (maximum de vraisemblance, AdaBoost, SVM et OCSVM) donnent globalement des résultats plus cohérents, avec une meilleure mise en évidence des routes principales et de certaines zones de dégâts. Toutefois, des ambiguïtés persistent entre routes, bâtiments et débris, ce qui s'explique vraisemblablement par la proximité spectrale de ces classes dans un contexte post-sismique. Dans l'ensemble, ces résultats suggèrent donc une meilleure performance des approches supervisées, tout en confirmant la difficulté de discriminer finement les surfaces routières et les zones endommagées dans des scènes urbaines fortement perturbées.

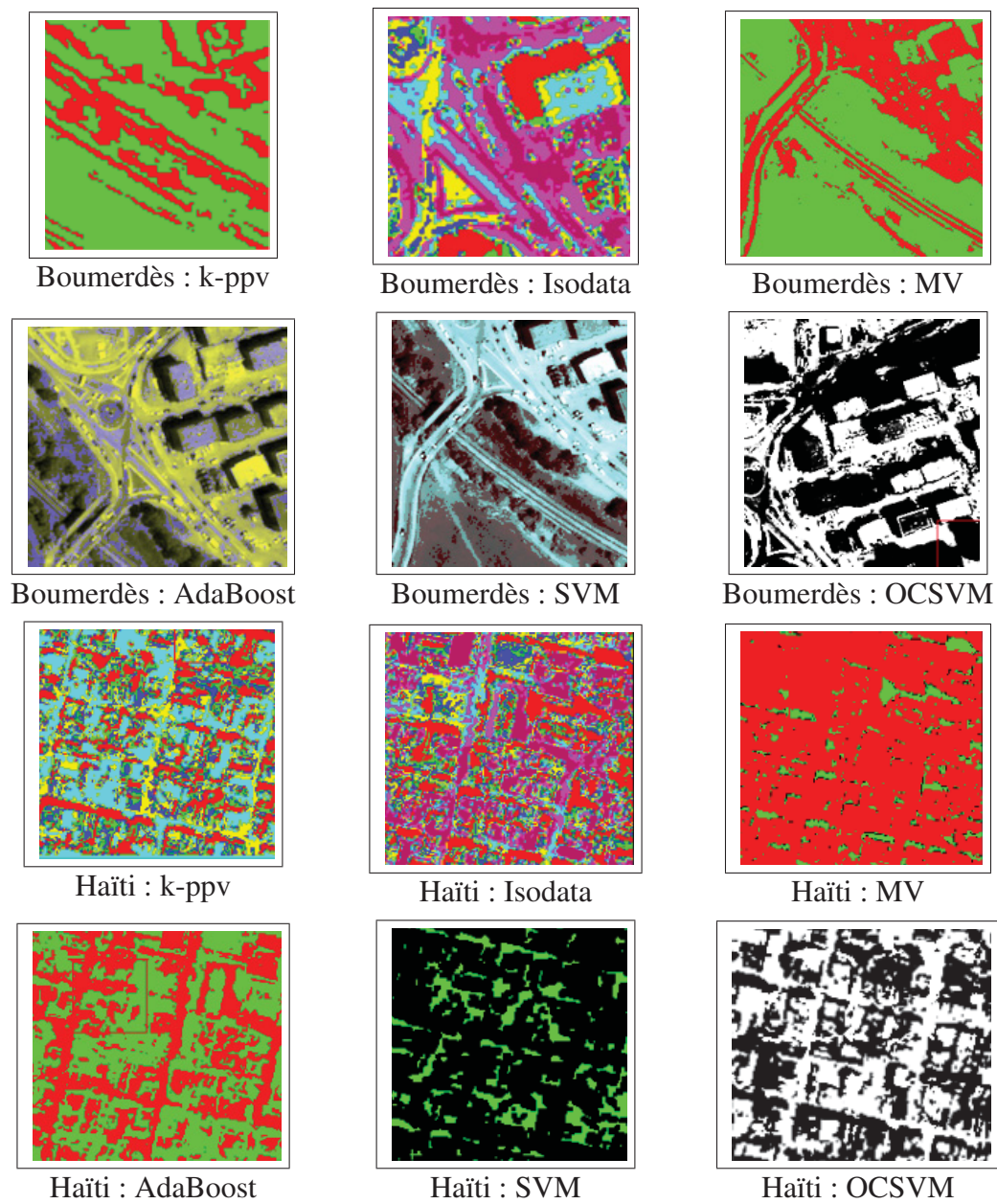


Figure 6.24 [Images optiques] : Résultats des différents algorithmes de classification supervisée et non-supervisée obtenus par la combinaison des caractéristiques sur les images de Boumerdès et d’Haïti.

Analyse quantitative des routes - image optique de Boumerdès

Le Tableau 6.11 permet de comparer, pour chaque classificateur, l’effet des trois combinaisons de caractéristiques sur la détection des routes détruites et des routes intactes. Une première

observation s'impose : tous les classificateurs progressent lorsque l'on passe de TH à TH + HOG, puis à TH + HOG + LBP. Cela montre que l'enrichissement des caractéristiques améliore systématiquement la qualité de la classification.

Pour K-PPV, les performances avec les textures de Haralick seules restent modestes, avec un kappa de 0,66 et une précision totale de 69,50%. L'ajout de HOG améliore légèrement les résultats ($k = 0,74$; $PT = 76,30\%$), mais c'est avec TH + HOG + LBP que le gain devient vraiment net ($k = 0,82$; $PT = 83,10\%$). On remarque surtout une forte progression de la précision utilisateur pour la classe routes détruites (90,16%), ce qui signifie que les routes classées comme détruites sont beaucoup plus souvent correctement identifiées.

Le comportement de Isodata suit la même logique. Avec TH seules, les résultats restent encore limités ($k = 0,69$; $PT = 70,73\%$). La combinaison TH + HOG apporte une amélioration claire ($k = 0,75$; $PT = 79,19\%$), puis TH + HOG + LBP conduit à une hausse encore plus marquée ($k = 0,86$; $PT = 86,75\%$). Ici encore, l'ajout progressif de descripteurs enrichit visiblement la représentation des routes, ce qui permet à une méthode non supervisée d'obtenir des résultats déjà assez solides.

Pour le classificateur Maximum de vraisemblance (MV), les résultats sont un peu plus contrastés au départ, avec des performances relativement moyennes en utilisant seulement TH ($k = 0,70$; $PT = 72,40\%$). L'ajout de HOG améliore peu le kappa (0,74) mais fait progresser la précision totale à 78,30%. Avec TH + HOG + LBP, le saut est plus net ($k = 0,84$; $PT = 85,25\%$). Cela montre que MV bénéficie lui aussi d'une description plus riche, même s'il semble un peu moins performant que les meilleurs classificateurs supervisés.

Le cas de AdaBoost est particulièrement intéressant. Avec TH, il atteint déjà des résultats corrects ($k = 0,71$; $PT = 75,60\%$), légèrement supérieurs à ceux de plusieurs autres méthodes. Lorsque HOG est ajouté, la progression devient très sensible ($k = 0,81$; $PT = 83,25\%$), puis elle se confirme avec TH + HOG + LBP ($k = 0,87$; $PT = 90,30\%$). On voit ici qu'AdaBoost exploite très bien la richesse croissante des caractéristiques, en particulier pour mieux équilibrer la détection des deux classes.

Tableau 6.11 Résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques et la comparaison des classes de précision (précision du producteur [PP %], précision de l'utilisateur [PU %], précision totale [PT %]) et le coefficient kappa [k] - Image optique de la ville de Boumerdès (Algérie), Afrique du nord.

Caractéristiques		Textures de Haralick (TH)		TH + HOG		TH + HOG + LBP	
Classe de précision		PP	PU	PP	PU	PP	PU
K-PPV	Routes Détruites	68.00	66.20	67.14	74.30	76.19	90.16
	Routes Intactes	65.34	70.32	76.10	71.89	77.23	81.34
	k (PT %)	0.66(69.50)		0.74(76.30)		0.82(83.10)	
Isodata	Routes Détruites	66.12	61.46	67.80	77.40	93.76	84.00
	Routes Intactes	59.76	75.00	68.17	75.20	80.48	79.30
	k (PT %)	0.69(70.73)		0.75(79.19)		0.86(86.75)	
MV	Routes Détruites	61.30	59.80	63.57	80.10	79.81	88.04
	Routes Intactes	67.57	81.29	68.47	83.60	79.23	89.63
	k (PT %)	0.70(72.40)		0.74(78.30)		0.84(85.25)	
AdaBoost	Routes Détruites	69.35	67.51	64.39	88.02	75.60	96.78
	Routes Intactes	68.40	70.40	69.19	77.49	79.46	96.05
	k (PT %)	0.71 (75.60)		0.81(83.25)		0.87(90.30)	
SVM	Routes Détruites	72.23	64.00	73.30	76.27	88.96	96.21
	Routes Intactes	64.20	72.04	82.00	85.04	88.33	96.14
	k (PT %)	0.75(78.20)		0.83(84.34)		0.89(90.78)	
OCSVM	Routes Détruites	79.90	65.29	83.07	92.01	86.42	96.79
	Routes Intactes	72.18	81.00	78.28	84.49	90.08	96.73
	k (PT %)	0.80(82.27)		0.84(85.80)		0,90(91.57)	

Avec SVM, les résultats sont déjà bons dès la première combinaison ($k = 0,75$; $PT = 78,20\%$), ce qui montre une bonne capacité de séparation même avec les seules textures de Haralick. La combinaison TH + HOG améliore encore nettement les performances ($k = 0,83$; $PT = 84,34\%$). Enfin, avec TH + HOG + LBP, SVM atteint un niveau très élevé ($k = 0,89$; $PT = 90,78\%$). Les précisions obtenues pour les deux classes deviennent alors très fortes et relativement équilibrées, ce qui confirme la robustesse de ce classificateur pour ce type de tâche.

Enfin, OCSVM est le classificateur qui obtient les meilleurs résultats globaux du tableau. Avec TH seules, il démarre déjà à un niveau élevé ($k = 0,80$; $PT = 82,27\%$), supérieur à tous les autres classificateurs dans cette première configuration. L'ajout de HOG améliore encore les performances ($k = 0,84$; $PT = 85,80\%$), mais c'est avec TH + HOG + LBP qu'il donne ses meilleurs résultats : $k = 0,90$ et $PT = 91,57\%$. Les valeurs de précision pour les routes détruites comme pour les routes intactes dépassent alors largement les 88% et 90%, ce qui traduit une classification très convaincante.

L'analyse détaillée du Tableau 6.11 montre que l'enrichissement progressif des caractéristiques améliore systématiquement les performances de tous les classificateurs. Les textures de Haralick seules permettent déjà une première séparation entre routes détruites et routes intactes, mais les résultats restent globalement limités. L'ajout de HOG améliore nettement la classification, ce qui souligne l'intérêt de l'information de forme et d'orientation. La combinaison TH + HOG + LBP fournit toutefois les meilleurs résultats dans tous les cas, confirmant qu'une représentation intégrant des informations texturales, structurelles et locales est la plus adaptée pour décrire l'état des routes. Parmi les classificateurs évalués, les approches supervisées se distinguent clairement, en particulier AdaBoost, SVM et surtout OCSVM, qui atteint les meilleures performances globales avec un coefficient kappa de 0,90 et une précision totale de 91,57%. Ces résultats montrent que la qualité de la représentation des données et le choix du classificateur contribuent conjointement à améliorer la discrimination entre routes détruites et routes intactes.

Analyse quantitative des routes - image optique d'Haïti

Le Tableau 6.12 présente les résultats de classification des routes détruites et des routes intactes dans l'image optique d'Haïti, à partir de trois combinaisons de caractéristiques : textures de Haralick (TH), TH + HOG et TH + HOG + LBP. Ce qui ressort d'emblée, c'est que les performances progressent globalement quand on enrichit les caractéristiques, mais de façon un peu moins régulière et plus contrastée que dans le cas de Boumerdès. Cela est assez logique, car la scène haïtienne est plus dense, plus perturbée et probablement plus difficile à discriminer. Avec les textures de Haralick seules, plusieurs classificateurs donnent déjà des résultats acceptables, ce qui montre que l'information texturale porte une part importante de la distinction entre routes détruites et intactes. Cependant, cette information ne suffit pas toujours à stabiliser la classification, surtout lorsque les routes, les débris et le bâti présentent des signatures visuelles proches. L'ajout de HOG améliore souvent les résultats, notamment pour la classe des routes détruites, en apportant une information plus géométrique sur les orientations et les contours. Enfin, la combinaison TH + HOG + LBP reste, dans la plupart des cas, la plus performante, ce qui confirme qu'une description plus riche, intégrant texture, structure et micro-variations locales, est mieux adaptée à un environnement urbain endommagé.

Pour K-PPV, les résultats progressent, mais de manière modérée. Avec TH seules, le classificateur atteint un kappa de 0,62 et une précision totale de 63,45%. L'ajout de HOG améliore légèrement les performances ($k = 0,66$; $PT = 69,80\%$), puis la combinaison TH + HOG + LBP donne les meilleurs résultats pour cette méthode ($k = 0,68$; $PT = 71,47\%$). Cela traduit une amélioration réelle, mais on sent que K-PPV reste ici limité par la complexité de la scène.

Le comportement de Isodata est un peu particulier. Avec TH, les résultats sont déjà corrects ($k = 0,68$; $PT = 64,70\%$). Avec TH + HOG, le kappa baisse légèrement à 0,67, même si la précision totale augmente à 70,60%. La meilleure configuration reste finalement TH + HOG + LBP, avec $k = 0,71$ et $PT = 72,15\%$. Cela montre qu'en contexte haïtien, l'apport des caractéristiques enrichies reste positif, mais qu'il n'améliore pas tous les indicateurs de façon parfaitement linéaire.

Tableau 6.12 Résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques et la comparaison des classes de précision (précision du producteur [PP %], précision de l'utilisateur [PU %], précision totale [PT %]) et le coefficient kappa [k] - Image optique d'Haïti, dans les Caraïbes.

Caractéristiques		Textures de Haralick (TH)		TH + HOG		TH + HOG + LBP	
Classe de précision		PP	PU	PP	PU	PP	PU
K-PPV	Routes Détruites	73.02	64.05	74.42	86.80	72.03	74.40
	Routes Intactes	71.60	78.37	72.60	79.30	73.10	80.15
	<i>k</i> (PT %)	0.62(63.45)		0.66(69.80)		0.68(71.47)	
Isodata	Routes Détruites	75.67	64.17	77.80	87.21	81.03	79.23
	Routes Intactes	72.27	81.23	74.50	83.20	76.26	84.33
	<i>k</i> (PT %)	0.68(64.70)		0.67(70.60)		0.71(72.15)	
MV	Routes Détruites	76.28	65.26	78.12	88.36	77.03	65.90
	Routes Intactes	76.80	54.90	77.91	57.17	79.40	58.36
	<i>k</i> (PT %)	0.67(64.94)		0.66(70.89)		0.70(72.30)	
AdaBoost	Routes Détruites	78.50	65.47	78.26	88.14	78.55	90.30
	Routes Intactes	79.20	83.90	79.60	84.30	80.80	85.01
	<i>k</i> (PT %)	0.68(68.50)		0.70(72.70)		0.83(84.53)	
SVM	Routes Détruites	78.27	66.10	82.37	92.15	77.90	90.51
	Routes Intactes	78.02	61.40	78.10	61.70	80.39	62.93
	<i>k</i> (PT %)	0.69(68.85)		0.75(73.20)		0.83(84.79)	
OCSVM	Routes Détruites	78.90	68.60	82.12	88.60	85.25	90.80
	Routes Intactes	85.30	90.22	79.45	92.79	80.68	93.62
	<i>k</i> (PT %)	0.67(70.01)		0.76(73.80)		0.85(86.20)	

Pour MV, la progression est plus discrète. Les résultats avec TH seules sont déjà relativement stables ($k = 0,67$; $PT = 64,94\%$). Avec TH + HOG, la précision totale augmente ($70,89\%$), mais le kappa reste pratiquement inchangé ($0,66$). Ce n'est qu'avec TH + HOG + LBP que l'on observe une amélioration plus claire, avec $k = 0,70$ et $PT = 72,30\%$. Cela suggère que MV bénéficie de l'enrichissement des caractéristiques, mais reste moins robuste que les meilleurs classificateurs supervisés.

Le classificateur AdaBoost montre un comportement plus convaincant. Avec TH, il obtient déjà $k = 0,68$ et $PT = 68,50\%$. L'ajout de HOG apporte un gain mesuré ($k = 0,70$; $PT = 72,70\%$), puis la combinaison TH + HOG + LBP conduit à une progression nettement plus marquée ($k = 0,83$; $PT = 84,53\%$). Cette hausse importante montre qu'AdaBoost exploite bien la richesse croissante des caractéristiques et s'adapte mieux à la complexité de la scène.

Dans le cas de SVM, la progression est encore plus visible. Avec TH seules, les performances sont déjà correctes ($k = 0,69$; $PT = 68,85\%$). Avec TH + HOG, elles augmentent nettement ($k = 0,75$; $PT = 73,20\%$). Enfin, avec TH + HOG + LBP, SVM atteint $k = 0,83$ et $PT = 84,79\%$. On voit aussi que les précisions deviennent très élevées pour la classe des routes détruites, ce qui est particulièrement important dans un contexte post-sismique. Cela confirme la bonne capacité de SVM à séparer des classes proches lorsque la représentation est suffisamment riche.

Enfin, OCSVM fournit les meilleurs résultats globaux du tableau. Dès la première combinaison (TH), il obtient déjà $k = 0,67$ et $PT = 70,01\%$, ce qui est honorable. Avec TH + HOG, les performances progressent nettement ($k = 0,76$; $PT = 73,80\%$). La meilleure configuration est, sans surprise, TH + HOG + LBP, avec $k = 0,85$ et $PT = 86,20\%$, soit les valeurs les plus élevées du tableau. Les précisions obtenues pour les deux classes sont alors très bonnes, ce qui traduit une classification à la fois plus fiable et plus équilibrée.

Synthèse de l'analyse quantitative des routes - images optiques

L'analyse du Tableau 6.12 montre que l'enrichissement progressif des caractéristiques améliore globalement la classification des routes détruites et routes intactes dans l'image optique d'Haïti,

même si cette progression apparaît moins régulière que dans le cas de Boumerdès. Les textures de Haralick seules fournissent déjà des résultats acceptables, mais l'ajout de HOG puis de LBP permet, dans la plupart des cas, d'améliorer les précisions par classe ainsi que les indicateurs globaux. La combinaison TH + HOG + LBP apparaît ainsi comme la plus performante, ce qui confirme l'intérêt d'une représentation intégrant des informations texturales, géométriques et locales pour décrire l'état des routes dans un contexte post-sismique complexe. Parmi les classificateurs évalués, les approches supervisées obtiennent les meilleurs résultats, en particulier AdaBoost, SVM et surtout OCSVM, qui atteint les meilleures performances globales avec un coefficient kappa de 0,85 et une précision totale de 86,20%. Ces résultats confirment que, dans un environnement urbain dense et fortement perturbé, la richesse des caractéristiques et la robustesse du classificateur sont deux éléments complémentaires pour améliorer la discrimination entre routes détruites et routes intactes.

6.6.3.2 Analyse qualitative et quantitative des routes - image radar

Analyse qualitative des routes - image radar du Lac Mégantic

Dans le cas de l'image radar de Lac Mégantic, la forte présence de débris liée à la violence de l'accident ferroviaire complique sensiblement l'interprétation de la scène. Avec les deux algorithmes de classification non supervisée, la détection des objets cibles demeure plus difficile que dans les images optiques. Le bruit caractéristique des images radar, combiné à la complexité locale de la zone sinistrée, rend la lecture des structures routières moins immédiate. Plusieurs classes d'occupation du sol sont détectées, y compris dans le secteur directement touché par l'explosion, ce qui limite la lisibilité des résultats (Figure 6.25).

Les quatre algorithmes de classification supervisée produisent, dans l'ensemble, des résultats plus cohérents. Certaines structures linéaires apparaissent de manière plus continue, y compris pour des formes moins rectilignes. Dans la zone la plus affectée, on observe également des ruptures ou des discontinuités dans l'organisation du réseau détecté, qui peuvent être interprétées comme des indices de perturbation liés aux dommages et à la présence de débris. Même

si l'image radar reste plus difficile à lire qu'une image optique, les approches supervisées permettent ici une restitution plus stable des structures d'intérêt.

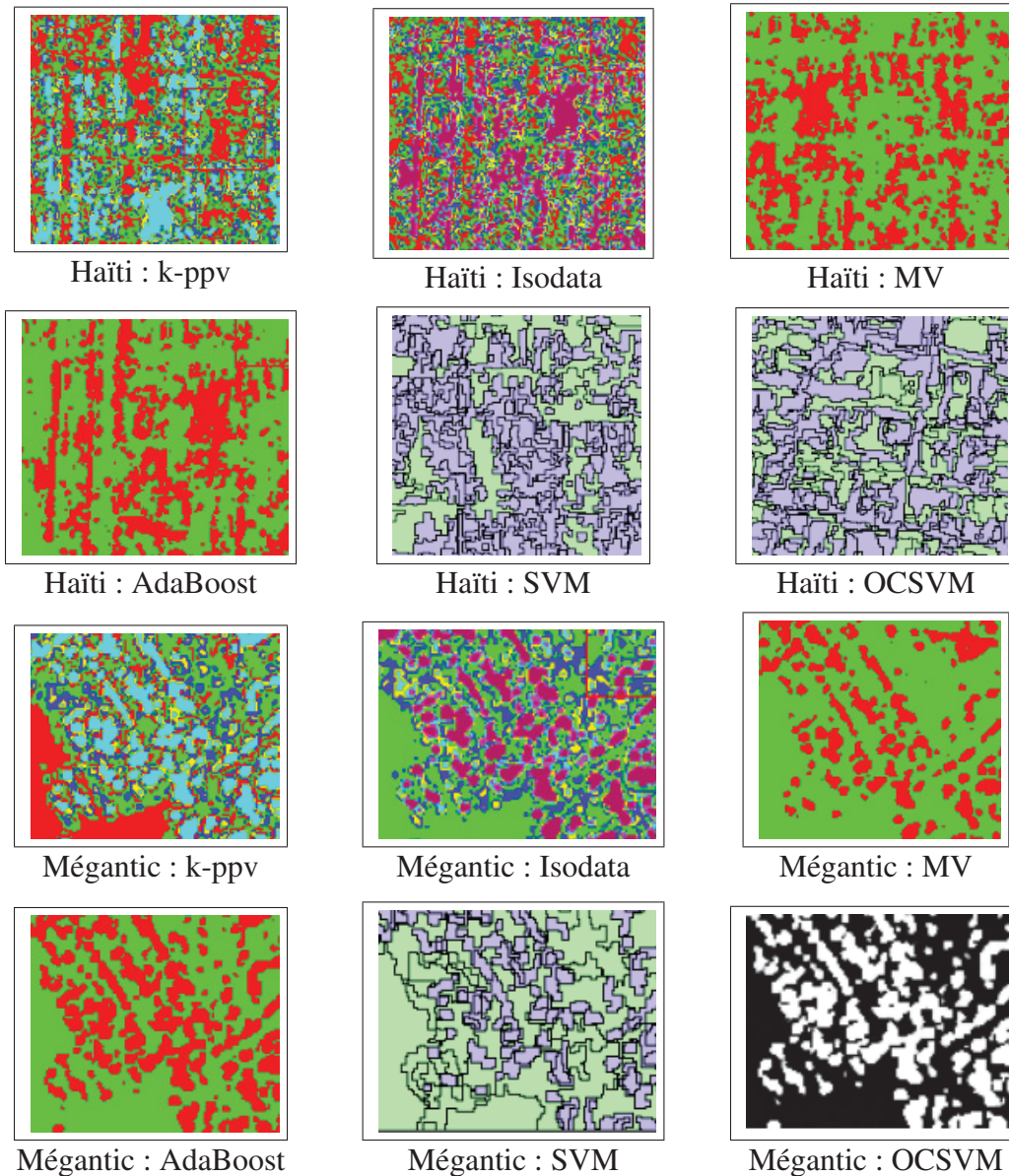


Figure 6.25 [Images radars] : Résultats des différents algorithmes de classification supervisée et non-supervisée obtenus par la combinaison des caractéristiques sur les images du Lac Mègantic et d'Haïti.

Analyse qualitative des routes - image radar d'Haïti

Pour l'image radar d'Haïti, la détection apparaît encore plus difficile avec les deux algorithmes de classification non supervisée. Les lignes structurantes du réseau routier ressortent peu, et l'image reste globalement plus délicate à interpréter, en raison du bruit radar et de la forte complexité du tissu urbain (Figure 6.25). Dans ce contexte, les résultats non supervisés font apparaître plusieurs classes, sans permettre une lecture suffisamment claire du réseau routier et des zones endommagées.

Les quatre algorithmes de classification supervisée donnent des résultats plus convaincants. Plusieurs portions de routes deviennent visibles dans différentes parties de l'image, ce qui suggère une meilleure capacité à faire ressortir les structures linéaires malgré la complexité de la scène. Certaines zones détectées semblent également se distribuer à proximité du réseau routier ou le long de celui-ci, ce qui peut traduire la présence de perturbations associées aux dommages observés. Toutefois, comme pour Lac Mégantic, l'interprétation reste prudente, car la nature même des données radar rend la distinction entre routes, débris et autres éléments de la scène plus délicate.

La Figure 6.25 montre assez bien la différence de comportement entre les algorithmes testés sur les images radar d'Haïti et de Lac Mégantic. Les méthodes non supervisées, comme k-ppv et Isodata, donnent des résultats visiblement plus dispersés et plus difficiles à lire, avec beaucoup de variations d'une zone à l'autre. On sent qu'elles arrivent à faire ressortir certaines structures, mais sans vraiment organiser clairement l'information. À l'inverse, les méthodes supervisées produisent des résultats qui paraissent plus propres et plus cohérents. Dans le cas d'Haïti, MV et AdaBoost mettent déjà mieux en évidence certaines zones, mais ce sont surtout SVM et OCSVM qui donnent les cartes les plus lisibles. Pour Lac Mégantic, on retrouve la même impression : les résultats restent globalement difficiles à cause de la complexité de la scène radar, mais les méthodes supervisées, en particulier SVM et OCSVM, semblent mieux structurer l'information. Au final, cette figure donne l'impression que les approches supervisées s'en sortent mieux dans ce type d'images, où le bruit et la complexité du contexte rendent

l'interprétation plus délicate. Elle montre aussi que, même lorsque les résultats ne sont pas parfaits, certaines méthodes arrivent davantage que d'autres à faire ressortir les zones les plus significatives.

Synthèse de l'analyse qualitative des routes - images radar

Les résultats obtenus sur les images radar montrent que l'interprétation des routes et des zones endommagées demeure plus complexe que sur les images optiques, en raison notamment du bruit de chatoiement et de la complexité des scènes sinistrées. Les approches non supervisées présentent des limites importantes, car elles détectent plusieurs classes d'occupation du sol sans faire ressortir clairement le réseau routier. En revanche, les approches supervisées fournissent des résultats plus cohérents, avec une meilleure continuité des structures linéaires et une restitution plus stable des routes. Dans les zones les plus affectées, les discontinuités observées dans le réseau détecté peuvent être interprétées comme des indices de perturbation liés aux dommages et aux débris.

Analyse quantitative - image radar du Lac Mégantic

Le Tableau 6.13 présente les résultats de classification des routes détruites et des routes intactes sur l'image radar de Lac Mégantic, à partir de trois combinaisons de caractéristiques : textures de Haralick (TH), TH + HOG et TH + HOG + LBP. Ce qui apparaît assez clairement, c'est que l'enrichissement progressif des caractéristiques améliore les performances de l'ensemble des classificateurs. Autrement dit, plus la description des routes devient riche, plus la séparation entre routes détruites et routes intactes devient satisfaisante. Cela dit, les niveaux de performance restent globalement plus modestes que sur les images optiques, ce qui est cohérent avec la difficulté propre aux données radar. Avec les textures de Haralick seules, les résultats restent relativement limités. Les précisions pour la classe des routes détruites sont souvent modestes, ce qui montre qu'il demeure difficile de bien distinguer les portions réellement endommagées dans une scène radar bruitée. En revanche, la classe des routes intactes est généralement mieux reconnue, ce qui laisse penser que les structures plus régulières ou plus stables sont plus faciles à identifier que les zones perturbées. L'ajout de HOG améliore de manière assez nette

les résultats pour tous les classificateurs. Cette amélioration est logique, car HOG apporte une information supplémentaire sur les formes, les contours et les orientations locales, ce qui peut aider à mieux caractériser les structures routières dans l'image. Enfin, la combinaison TH + HOG + LBP donne, dans presque tous les cas, les meilleurs résultats. L'apport de LBP semble donc utile pour mieux prendre en compte les variations locales de texture, ce qui renforce la discrimination entre routes détruites et intactes.

Pour K-PPV, la progression est régulière. Avec TH seules, le classificateur atteint un kappa de 0,49 et une précision totale de 62,25%, ce qui reste assez limité. Avec TH + HOG, les résultats s'améliorent ($k = 0,56$; $PT = 64,59\%$), puis progressent encore avec TH + HOG + LBP ($k = 0,68$; $PT = 68,20\%$). On voit donc un gain réel, même si cette méthode reste en retrait par rapport aux meilleurs classificateurs.

Le comportement de Isodata est assez proche. Les résultats passent de $k = 0,51$; $PT = 63,18\%$ avec TH, à $k = 0,58$; $PT = 65,70\%$ avec TH + HOG, puis à $k = 0,64$; $PT = 68,50\%$ avec TH + HOG + LBP. L'amélioration est donc bien présente, mais elle reste modérée. Comme souvent, la méthode non supervisée parvient à extraire une partie de l'information, sans toutefois atteindre le niveau de cohérence des approches supervisées.

Pour MV, la progression est plus marquée. Les performances passent de $k = 0,52$; $PT = 63,37\%$ avec TH à $k = 0,60$; $PT = 66,17\%$ avec TH + HOG, puis surtout à $k = 0,76$; $PT = 69,40\%$ avec TH + HOG + LBP. Ce résultat est intéressant, car il montre que MV profite fortement de l'ajout de LBP, avec un gain important sur le kappa. Cela signifie que l'enrichissement des caractéristiques améliore sensiblement la stabilité globale de la classification.

Pour AdaBoost, les résultats suivent aussi une tendance positive. Avec TH, on obtient $k = 0,55$; $PT = 63,83\%$. Avec TH + HOG, les performances passent à $k = 0,64$; $PT = 69,26\%$, puis à $k = 0,65$; $PT = 73,43\%$ avec TH + HOG + LBP. La précision totale augmente donc nettement, même si le kappa progresse un peu moins entre les deux dernières combinaisons. Cela suggère qu'AdaBoost bénéficie de l'enrichissement des caractéristiques, mais de façon moins spectaculaire que certains autres classificateurs.

Tableau 6.13 Résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques et la comparaison des classes de précision (précision du producteur [PP %], précision de l'utilisateur [PU %], précision totale [PT %]) et le coefficient kappa [k] - Image radar du Lac Mégantic (Québec), Amérique du nord.

Caractéristiques		Textures de Haralick (TH)		TH + HOG		TH + HOG + LBP	
Classe de précision		PP	PU	PP	PU	PP	PU
K-PPV	Routes Détruites	45.03	44.17	52.12	54.34	58.15	60.29
	Routes Intactes	61.87	63.29	64.59	72.58	72.57	74.36
	<i>k</i> (PT %)	0.49(62.25)		0.56(64.59)		0.68(68.20)	
Isodata	Routes Détruites	45.79	48.70	52.76	56.02	60.31	61.04
	Routes Intactes	62.03	65.30	66.63	73.43	73.34	75.00
	<i>k</i> (PT %)	0.51(63.18)		0.58(65.70)		0.64(68.50)	
MV	Routes Détruites	47.03	50.01	54.89	58.29	60.76	64.28
	Routes Intactes	62.49	76.43	68.72	73.03	74.40	76.33
	<i>k</i> (PT %)	0.52(63.37)		0.60(66.17)		0.76(69.40)	
AdaBoost	Routes Détruites	51.67	53.77	56.05	60.26	62.15	63.26
	Routes Intactes	63.78	67.34	70.18	74.37	75.88	77.18
	<i>k</i> (PT %)	0.55(63.83)		0.64(69.26)		0.65(73.43)	
SVM	Routes Détruites	52.91	53.17	56.21	60.71	62.48	63.46
	Routes Intactes	65.01	68.20	70.34	74.49	75.19	77.03
	<i>k</i> (PT %)	0.59(64.20)		0.68(70.01)		0.66(73.69)	
OCSVM	Routes Détruites	53.88	55.18	59.20	61.33	63.14	65.70
	Routes Intactes	65.91	70.03	71.28	76.11	75.23	79.80
	<i>k</i> (PT %)	0.61(67.21)		0.70(71.39)		0.73(74.30)	

Dans le cas de SVM, les résultats progressent également, mais avec une petite nuance. Avec TH, on obtient déjà $k = 0,59$; $PT = 64,20\%$. L'ajout de HOG améliore nettement les performances ($k = 0,68$; $PT = 70,01\%$). En revanche, avec TH + HOG + LBP, la précision totale augmente encore ($73,69\%$), mais le kappa baisse légèrement à $0,66$. Cela montre que l'amélioration n'est pas parfaitement linéaire et que l'ajout de nouvelles caractéristiques peut parfois bénéficier davantage à certains indicateurs qu'à d'autres.

Enfin, OCSVM obtient les meilleurs résultats globaux du tableau. Avec TH, il atteint déjà $k = 0,61$ et $PT = 67,21\%$, ce qui en fait l'un des meilleurs classificateurs dès la première combinaison. Avec TH + HOG, il progresse à $k = 0,70$; $PT = 71,39\%$, puis atteint ses meilleures performances avec TH + HOG + LBP : $k = 0,73$ et $PT = 74,30\%$. Les précisions obtenues pour les deux classes deviennent alors les plus équilibrées et les plus élevées du tableau, ce qui traduit une classification globalement plus robuste.

L'analyse du Tableau 6.13 montre que l'enrichissement progressif des caractéristiques améliore globalement la classification des routes détruites et routes intactes dans l'image radar de Lac Mégantic. Les textures de Haralick seules fournissent des résultats encore limités, en particulier pour la classe des routes détruites, dont la détection reste difficile dans un contexte radar bruyé. L'ajout de HOG améliore sensiblement les performances, ce qui souligne l'intérêt des informations de structure et d'orientation. La combinaison TH + HOG + LBP donne, dans la plupart des cas, les meilleurs résultats, confirmant qu'une représentation intégrant des informations texturales, géométriques et locales est plus adaptée à la caractérisation de l'état des routes. Parmi les classificateurs évalués, les approches supervisées se distinguent globalement, en particulier OCSVM, qui obtient les meilleures performances du tableau avec un coefficient kappa de $0,73$ et une précision totale de $74,30\%$. Ces résultats montrent que, malgré la difficulté propre aux images radar, l'enrichissement des caractéristiques contribue à améliorer la discrimination entre routes détruites et routes intactes.

Analyse quantitative - image radar d'Haïti

Le Tableau 6.14 présente les résultats de classification des routes détruites et des routes intactes dans l'image radar d'Haïti, à partir de trois combinaisons de caractéristiques : textures de Haralick (TH), TH + HOG et TH + HOG + LBP.

Ce tableau confirme d'abord une tendance déjà observée ailleurs dans la thèse : lorsque les caractéristiques deviennent plus riches, les performances s'améliorent globalement. Mais ici, cette amélioration reste moins nette et moins régulière que dans les autres cas, ce qui traduit bien la difficulté particulière de cette scène radar. En effet, l'image radar d'Haïti correspond à l'un des contextes les plus complexes de l'étude. Le bruit, la densité urbaine, la présence de destructions et la proximité visuelle entre plusieurs classes rendent la séparation entre routes détruites et routes intactes beaucoup plus délicate. Cela se voit dans les niveaux de performance, qui restent globalement plus modestes que pour Boumerdès ou même Lac Mégantic. Avec les textures de Haralick seules, les résultats restent encore limités pour la plupart des classificateurs. Cela montre que l'information texturale, à elle seule, ne suffit pas à bien rendre compte de la complexité de la scène. L'ajout de HOG apporte dans plusieurs cas une amélioration visible, en introduisant une information liée à la forme, aux contours et aux orientations locales. Enfin, la combinaison TH + HOG + LBP apparaît, ici encore, comme la plus complète, car elle permet de mieux décrire à la fois la texture globale, la structure locale et les micro-variations de surface.

Pour K-PPV, les résultats progressent, mais restent relativement modestes. Avec TH seules, on obtient un kappa de 0,47 et une précision totale de 58,42%. L'ajout de HOG améliore la situation ($k = 0,52$; $PT = 61,89\%$), puis la combinaison TH + HOG + LBP permet une nouvelle progression ($k = 0,58$; $PT = 65,27\%$). On voit donc une amélioration réelle, mais la méthode reste limitée face à la complexité de la scène radar haïtienne.

Le comportement de Isodata est assez proche. Avec TH, les résultats sont encore faibles ($k = 0,49$; $PT = 59,30\%$). Avec TH + HOG, les performances montent à $k = 0,54$ et $PT = 63,15\%$, puis atteignent $k = 0,61$ et $PT = 67,02\%$ avec TH + HOG + LBP. Ici aussi, l'enrichissement des

caractéristiques améliore la classification, mais sans permettre d'atteindre les niveaux observés avec les approches supervisées.

Pour MV, les résultats sont un peu plus stables, mais la progression reste modérée. Avec TH, le classificateur atteint $k = 0,50$ et $PT = 60,14\%$. L'ajout de HOG apporte une légère amélioration ($k = 0,55$; $PT = 64,10\%$), puis TH + HOG + LBP conduit à $k = 0,63$ et $PT = 68,45\%$. Cela montre que MV bénéficie lui aussi de caractéristiques plus riches, même si son comportement reste encore prudent dans cette scène difficile.

Le cas de AdaBoost est plus intéressant. Avec TH seules, les résultats sont déjà un peu supérieurs à ceux de plusieurs autres méthodes ($k = 0,53$; $PT = 61,70\%$). Avec TH + HOG, on observe une amélioration plus nette ($k = 0,61$; $PT = 67,84\%$), puis la combinaison TH + HOG + LBP donne un gain plus marqué encore, avec $k = 0,72$ et $PT = 74,96\%$. Cela montre qu'AdaBoost tire un réel bénéfice de l'enrichissement progressif des caractéristiques.

Pour SVM, la progression est également visible. Avec TH, on obtient $k = 0,55$ et $PT = 63,28\%$. Avec TH + HOG, les performances augmentent à $k = 0,64$ et $PT = 69,12\%$. Enfin, avec TH + HOG + LBP, SVM atteint $k = 0,74$ et $PT = 75,85\%$. Ce résultat montre que SVM reste robuste même dans un contexte radar difficile, à condition de disposer d'une représentation suffisamment riche de la scène.

Enfin, OCSVM apparaît comme le classificateur le plus performant de ce tableau. Avec TH seules, il obtient déjà $k = 0,57$ et $PT = 64,90\%$, soit des résultats supérieurs à ceux des autres méthodes dans la première configuration. Avec TH + HOG, il progresse à $k = 0,67$; $PT = 70,43\%$, puis atteint ses meilleures performances avec TH + HOG + LBP, soit $k = 0,76$ et $PT = 77,30\%$. Cela confirme une fois de plus la bonne capacité de ce classificateur à mieux gérer des classes proches dans des contextes perturbés.

L'analyse du Tableau 6.14 montre que la classification des routes détruites et routes intactes dans l'image radar d'Haïti demeure particulièrement difficile, en raison de la complexité de la scène et de l'effet du bruit radar. Les textures de Haralick seules donnent des résultats encore

limités, tandis que l'ajout de HOG puis de LBP améliore progressivement les performances de l'ensemble des classificateurs. La combinaison TH + HOG + LBP apparaît ainsi comme la plus adaptée, car elle permet d'intégrer des informations texturales, géométriques et locales mieux adaptées à la description de l'état des routes. Les méthodes non supervisées progressent mais restent globalement en retrait, alors que les approches supervisées donnent des résultats plus robustes. Parmi elles, OCSVM se distingue à nouveau par les meilleures performances globales, ce qui confirme sa pertinence pour la classification des routes endommagées dans un contexte radar complexe.

Synthèse de l'analyse quantitative des routes - images radar

De manière générale, les résultats quantitatifs obtenus sur les images radar du Lac Mégantic et d'Haïti mettent en évidence la difficulté d'extraire et de caractériser les structures routières en environnement sinistré. Les performances observées restent fortement conditionnées par le bruit inhérent à l'imagerie radar, la complexité des scènes et la présence de perturbations locales liées aux dommages. Dans ce contexte, les méthodes non supervisées apparaissent moins performantes, alors que les méthodes supervisées offrent des résultats plus stables et plus interprétables. Ainsi, l'analyse quantitative confirme l'intérêt des approches supervisées pour une meilleure détection des routes et une appréciation plus fiable des dommages dans les zones étudiées.

Tableau 6.14 Résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques et la comparaison des classes de précision (précision du producteur [PP %], précision de l'utilisateur [PU %], précision totale [PT %]) et le coefficient kappa [k] - Image radar Haïti, dans les Caraïbes.

Caractéristiques		Textures de Haralick (TH)		TH + HOG		TH + HOG + LBP	
Classe de précision		PP	PU	PP	PU	PP	PU
K-PPV	Routes Détruites	46.23	42.10	48.01	44.90	57.80	52.23
	Routes Intactes	43.70	67.92	43.75	69.20	45.43	71.12
	<i>k</i> (PT %)	0.40(51.60)		0.44(56.20)		0.47(58.98)	
Isodata	Routes Détruites	47.14	45.63	48.50	46.20	57.80	53.60
	Routes Intactes	44.20	68.37	43.90	70.80	49.67	75.26
	<i>k</i> (PT %)	0.43(51.90)		0.51(56.30)		0.49(60.27)	
MV	Routes Détruites	49.85	47.01	50.30	47.20	58.70	55.14
	Routes Intactes	45.37	70.05	60.40	73.02	50.11	76.20
	<i>k</i> (PT %)	0.40(52.69)		0.45(75.14)		0.54(62.49)	
AdaBoost	Routes Détruites	54.25	48.30	54.50	49.80	58.36	57.40
	Routes Intactes	40.98	67.20	61.37	67.05	50.20	69.03
	<i>k</i> (PT %)	0.47(53.43)		0.44(56.29)		0.57(62.49)	
SVM	Routes Détruites	56.27	54.70	58.00	56.30	59.29	58.17
	Routes Intactes	43.17	68.40	47.21	70.60	84.45	69.10
	<i>k</i> (PT %)	0.50(56.10)		0.45(58.24)		0.56(63.12)	
OCSVM	Routes Détruites	57.15	55.62	60.80	56.16	59.47	58.26
	Routes Intactes	61.90	64.80	64.20	65.44	65.20	70.50
	<i>k</i> (PT %)	0.55(56.89)		0.47(59.70)		0.58(63.29)	

6.6.3.3 Analyse qualitative des résultats des algorithmes de classification combinés

L'évaluation visuelle des résultats obtenus par la combinaison des classificateurs et des caractéristiques texturales montre une amélioration globale de la structuration des classes sur l'ensemble des images étudiées. Sur les images optiques, en particulier celles de Boumerdès et d'Haïti, les cartes produites apparaissent plus lisibles, avec une organisation spatiale plus cohérente des objets détectés. Les zones associées aux routes et aux secteurs endommagés se distinguent plus clairement, ce qui facilite l'interprétation visuelle des dégâts et permet une lecture plus convaincante des états de dégradation, depuis les portions relativement intactes jusqu'aux zones présentant des dommages plus marqués. La comparaison visuelle entre l'image segmentée et le résultat des algorithmes combinés montre ainsi une meilleure homogénéité des classes et une restitution plus structurée des zones affectées. Dans le cas des images radar, l'interprétation demeure plus délicate, mais la combinaison des algorithmes et des descripteurs texturaux permet malgré tout une amélioration perceptible de la stabilité visuelle des résultats. Pour le Lac Mégantic, la carte finale apparaît globalement plus cohérente et mieux organisée que celle obtenue sur l'image radar d'Haïti, où la scène reste plus confuse et plus hétérogène. Cette différence visuelle concorde avec la plus grande difficulté de discriminer les routes, les débris et les autres éléments de la scène en environnement radar fortement bruité. Malgré cela, les résultats combinés rendent possible une appréciation qualitative du degré d'endommagement, en mettant en évidence des zones plus perturbées que d'autres, même si la distinction fine entre dégâts mineurs, modérés et importants doit rester prudente dans le cas des données radar.

6.6.3.4 Analyse quantitative des résultats des algorithmes de classification combinés

Le Tableau 6.15 nous a montré les résultats de la classification des routes endommagées pour les différentes combinaisons de caractéristiques pour l'image optique de la ville de Boumerdès. Avec la classification k-PPV, nous remarquons une amélioration significative avec une précision totale élevée lorsque le nombre de caractéristiques augmente avec un kappa croissant (0.66 [Textures Hararick] pour 0.74[TH + HOG] et 0.82 [TH+HOG+LBP]), ceci pour

les routes détruites sans oublier la précision totale. La précision de l'utilisateur (PU) pour les routes détruites a été améliorée et le bruit réduit significativement, cela veut dire que l'erreur de commission des routes (les zones de routes intactes ont été mal classées comme étant des routes détruites).

Le Tableau 6.12 de l'image optique de Haïti a montré que les résultats de détection des routes endommagées pour la classification k-PPV présentent une précision élevée pour la précision du producteur (73,02%) contre une précision relativement faible pour l'utilisateur (64,05%), ce qui signifie qu'une grande partie des zones détruites dans les données de référence ont été correctement identifiées, mais par contre que les zones de dégâts détectées comprennent un nombre relativement important de routes non détruites.

La même tendance est observée pour les deux autres images de radars d'Haïti et du Lac Mègantic (voir Tableau 6.14 et Tableau 6.13), mais avec des résultats relativement moins bons. Ce constat s'observe notamment sur l'image optique d'Haïti, pour laquelle la précision globale et le coefficient kappa augmente progressivement, passant de (0,62 [TH] pour 0,66 [TH + HOG] et 0,68 [TH+HOG+LBP]. Cela peut se justifier de plusieurs façons. Lorsqu'il y a une seule information radiométrique dans les images radars, les algorithmes sont limités, certaines classes proches radiométriquement sont difficilement différenciables par cette seule information. L'apport d'autres sources telles que la cohérence ou l'interférométrie peuvent aider à la qualité des résultats d'une classification. Aussi, en milieu urbain, comme c'est l'exemple du séisme d'Haïti où le séisme a eu lieu en plein centre-ville, les images sont caractérisées par une grande dynamique radiométrique où il est observé de fortes réflexions sur une surface spéculaire (surface lisse dont la réflexion est directionnelle versus réflexion diffuse).

La combinaison des classificateurs est devenue une discipline active dans le domaine de la télédétection et de la reconnaissance des formes. Combiner plusieurs algorithmes de classification, plutôt qu'un seul algorithme, permet d'accroître les performances de la classification ou d'améliorer celle-ci et ainsi réduire la complexité des modèles. Il peut avoir moins de rejets ou encore augmenter la fiabilité dans les réponses données. La fusion peut-être faite à plusieurs

niveaux : au niveau de l'extraction de caractéristiques, au niveau de la classification, et au niveau de la décision. Selon le Tableau 6.15 l'impact de la combinaison de classificateurs sur la performance des résultats est réel. En effet, la précision totale (PT) et le kappa (K) sont considérablement augmentés. Nous constatons respectivement que les images d'optiques et radar présentent pour la combinaison de TH + HOG + LBP, 91,57 contre 96,25 (Boumerdes), 86,20 contre 88,70 (Haïti), 74,46 contre 75,63 (Lac Mégantic) et 63,29 contre 79,48 (Haïti).

Tableau 6.15 Résultats de la combinaison trois algorithmes de classification supervisée [AdaBoost, SVM et OCSVM] et les classes de précision ([PP %], [PU %], [PT %]) et le coefficient kappa [k] à partir des quatre images.

Différentes types d'images		Boumerdès		Haïti Optique		Haïti radar		Lac Mégantic	
Combinaison de caractérist.		Textures de Haralick (TH) + HOG + LBP							
Classe de précision		PP	PU	PP	PU	PP	PU	PP	PU
Ensemble de classif.	Routes Détruites	97.83	92.29	93.20	90.37	60.80	61.47	68.20	64.50
	Routes Intactes	87.20	98.22	79.19	80.50	50.20	67.14	79.30	80.20
	k (PT %)	0.88 (96.25)		0.86 (88.70)		0.64 (75.63)		0.82(79.48)	

6.6.3.5 Analyse de la performance des caractéristiques et des algorithmes de classification combinés

Analyse de l'impact des caractéristiques combinées

La Figure 6.26 montre les résultats obtenus après la combinaison de trois algorithmes supervisés AdaBoost, SVM et OCSVM appliqués aux images de Boumerdès, Haïti et Lac Mégantic, en optique comme en radar. Ce qui apparaît assez clairement, c'est que cette combinaison permet de produire des résultats plus organisés et plus lisibles que ceux observés avec les algorithmes pris séparément. Pour Boumerdès, l'image combinée met bien en évidence les grandes structures du réseau et les zones voisines, avec une représentation qui paraît relativement cohérente. Dans le cas de l'image optique d'Haïti, la scène reste visuellement dense et complexe, mais la combinaison des algorithmes permet malgré tout de mieux structurer l'information et de faire ressortir certaines zones d'intérêt. Pour Lac Mégantic, malgré la difficulté liée au bruit radar, le résultat final semble également plus homogène que les classifications individuelles. La dernière ligne, correspondant à l'image radar d'Haïti, reste la plus difficile à interpréter. Même si la scène demeure très perturbée, la combinaison des trois algorithmes parvient tout de même à organiser davantage les classes et à donner une lecture un peu plus stable du territoire. Dans l'ensemble, cette figure suggère donc que la fusion de plusieurs classificateurs supervisés permet d'obtenir une représentation plus robuste et plus cohérente, même dans des contextes post-catastrophe complexes.

La comparaison des tableaux 6.11, 6.12, 6.13 et 6.14 permet d'établir une hiérarchie assez nette entre les trois contextes étudiés. Globalement, les meilleurs résultats sont obtenus sur l'image optique d'Haïti (Tableau 6.12), suivie de l'image optique de Boumerdès (Tableau 6.11) puis de l'image radar de Lac Mégantic (Tableau 6.13), ensuite de l'image radar d'Haïti (Tableau 6.14), qui apparaît comme le cas le plus difficile. Cette gradation est cohérente avec la nature des données et avec le niveau de complexité des scènes. L'image optique conserve une richesse d'information plus favorable à la discrimination entre routes détruites et routes intactes, tandis que les images radar introduisent davantage d'ambiguïtés en raison du bruit et de la structure même du signal. Parmi les deux scènes radar, Lac Mégantic reste mieux classée qu'Haïti radar,

ce qui laisse penser que la scène haïtienne cumule davantage de facteurs défavorables, notamment une densité urbaine plus forte, une organisation spatiale plus complexe et une confusion plus marquée entre routes, débris et autres occupations du sol. Au-delà de cette hiérarchie, les trois tableaux montrent une tendance commune : l'enrichissement progressif des caractéristiques améliore la qualité de la classification. Le passage de TH à TH + HOG, puis à TH + HOG + LBP, conduit presque toujours à de meilleurs résultats, ce qui confirme l'intérêt de combiner des informations texturales, géométriques et locales pour mieux représenter l'état des routes. De la même manière, les méthodes supervisées se révèlent plus robustes que les approches non supervisées, et OCSVM se distingue de façon récurrente comme l'un des classificateurs les plus performants. Ainsi, même si les niveaux de performance varient d'un contexte à l'autre, ces trois tableaux convergent vers une même conclusion : la réussite de la classification dépend à la fois de la richesse des descripteurs et de la capacité du classificateur à gérer des scènes complexes et perturbées.

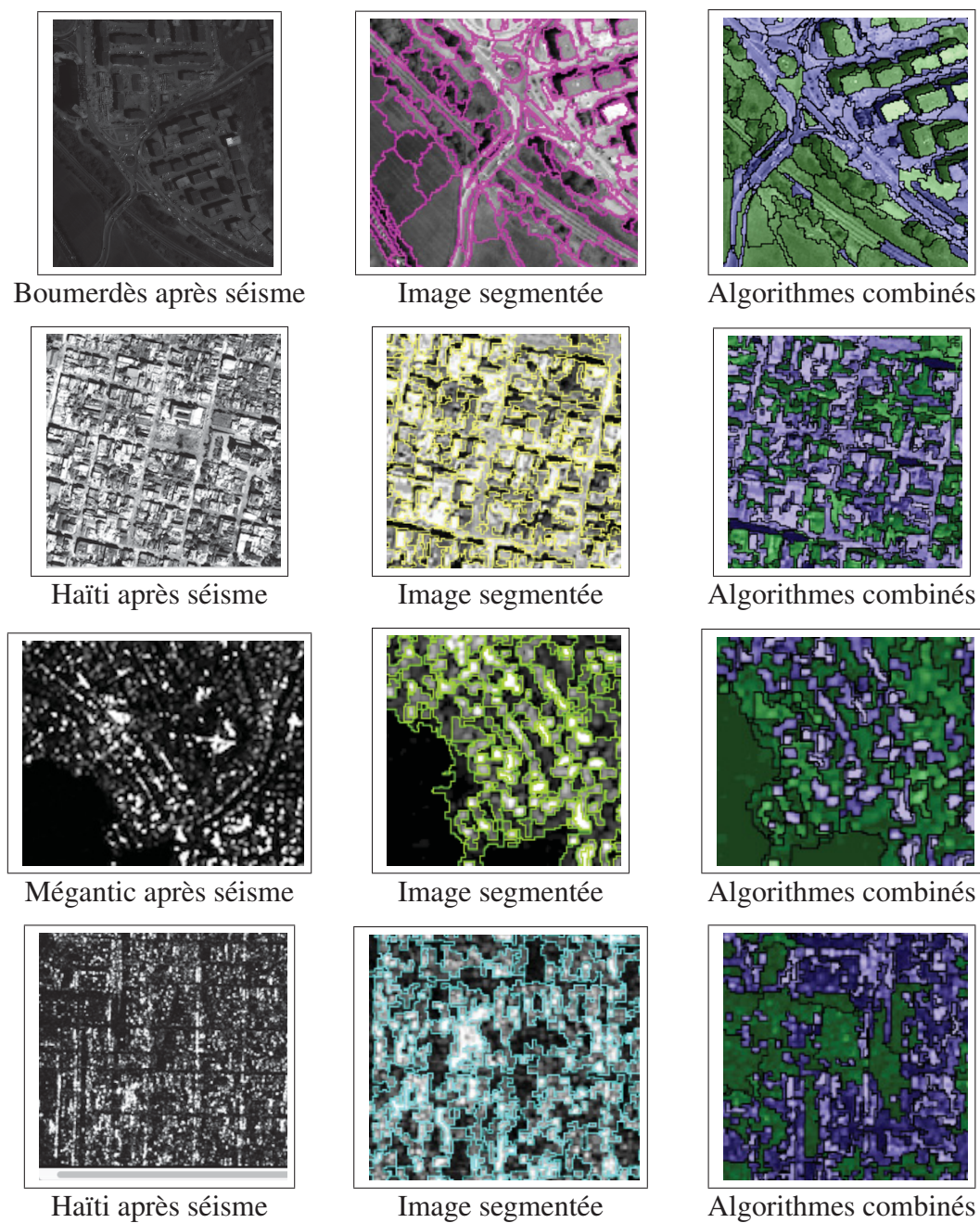


Figure 6.26 Résultats de la combinaison de trois algorithmes de classification supervisée [AdaBoost-SVM-OCSVM] obtenus par la combinaison des caractéristiques [TH + HOG + LBP] sur les images optiques et radar

Synthèse de l'analyse sur les algorithmes de classification combinés

L'analyse quantitative confirme l'intérêt de la combinaison des trois classificateurs supervisés AdaBoost–SVM–OCSVM avec les caractéristiques texturales combinées TH + HOG + LBP. Les meilleures performances sont observées sur les images optiques, avec un coefficient kappa de 0,88 et une précision totale (PT) de 96,25 % pour Boumerdès, puis un kappa de 0,86 et une PT de 88,70 % pour Haïti optique. Ces valeurs traduisent un très bon accord entre la classification produite et les données de référence, et montrent que l'approche combinée est particulièrement efficace pour discriminer les classes dans les images optiques. Les résultats sur les images radar sont plus modestes, avec un kappa de 0,82 et une PT de 79,48 % pour le Lac Mégantic, contre un kappa de 0,64 et une PT de 75,63 % pour Haïti radar, ce qui confirme que la scène radar d'Haïti demeure la plus difficile à traiter. L'interprétation des métriques par classe apporte un éclairage plus fin sur la qualité de la classification. Pour la classe des routes détruites, les valeurs de précision producteur (PP) et de précision utilisateur (PU) sont particulièrement élevées sur les images optiques : 97,83 % et 92,29 % à Boumerdès, puis 93,20 % et 90,37 % pour Haïti optique. Cela signifie, d'une part, que la majorité des zones réellement endommagées sont correctement retrouvées, et, d'autre part, que les zones classées comme détruites sont globalement fiables.

En revanche, les résultats radar restent plus faibles : 60,80 % et 61,47 % pour Haïti radar, contre 68,20 % et 64,50 % pour le Lac Mégantic. Ces valeurs montrent que la détection des dégâts sur images radar demeure possible, mais avec davantage de confusion entre zones réellement détruites, routes intactes et autres classes de la scène. Pour la classe des routes intactes, la situation est également contrastée. Les performances restent excellentes à Boumerdès, avec une PP de 87,20 % et une PU de 98,22 %, ce qui indique une très bonne fiabilité de cette classe. Les résultats sont plus modérés pour Haïti optique (79,19 % et 80,50 %) et pour le Lac Mégantic (79,30 % et 80,20 %), mais restent globalement satisfaisants. En revanche, Haïti radar obtient les plus faibles performances pour cette classe, avec 50,20 % en PP et 67,14 % en PU, ce qui traduit une difficulté marquée à retrouver correctement l'ensemble des routes intactes dans un environnement radar complexe. Dans l'ensemble, ces résultats montrent que la combinaison

des classificateurs et des caractéristiques texturales améliore nettement la capacité de discrimination entre routes intactes et routes détruites, tout particulièrement sur les images optiques. Elle permet également, dans une certaine mesure, d'appuyer une évaluation comparative des dommages et d'esquisser une lecture du degré de dégradation des zones routières. Toutefois, si cette quantification apparaît relativement robuste en optique, elle demeure plus incertaine en radar, où les confusions entre états intacts, dégâts mineurs, modérés ou importants restent plus nombreuses en raison du bruit de chatoiement et de la complexité des scènes.

6.6.3.6 Discussion

Les résultats obtenus à partir de la combinaison des algorithmes de classification supervisés AdaBoost–SVM–OCSVM et des caractéristiques texturales TH + HOG + LBP confirment l'intérêt d'une stratégie fondée sur la complémentarité des descripteurs et des méthodes de décision pour l'évaluation des dommages routiers. Dans l'ensemble, les analyses qualitative et quantitative montrent que cette approche améliore la cohérence des cartes produites, renforce la discrimination entre routes intactes et routes détruites, et offre une meilleure robustesse de la classification. Les meilleures performances sont observées sur les images optiques, notamment à Boumerdès et sur Haïti optique, avec des valeurs élevées de précision totale et de coefficient kappa, traduisant un bon accord entre les classes estimées et les données de référence. Les valeurs de précision producteur et de précision utilisateur confirment également la capacité de l'approche à bien retrouver les classes d'intérêt tout en maintenant une fiabilité satisfaisante des affectations. L'évaluation visuelle corrobore cette tendance, les cartes issues des algorithmes combinés apparaissant plus homogènes, plus lisibles et spatialement mieux structurées. En revanche, les résultats obtenus sur les images radar demeurent plus contrastés. Bien que la combinaison des classificateurs et des descripteurs texturaux améliore la stabilité globale de la classification, les performances restent inférieures à celles observées sur les images optiques, en particulier pour Haïti radar, qui constitue le cas le plus difficile. Cette situation s'explique notamment par le bruit de chatoiement, l'hétérogénéité des scènes et la similarité de réponse entre certaines routes, les débris et d'autres éléments de l'environnement. Dans ces conditions,

des confusions persistent entre classes, ce qui limite la précision de la détection et rend plus délicate l'interprétation fine des dommages. Ainsi, si l'approche proposée permet une bonne distinction globale entre zones intactes et zones endommagées, elle demeure plus limitée lorsqu'il s'agit de discriminer précisément des niveaux de dégâts mineurs, modérés ou importants, en particulier dans le cas des données radar. Cette étude met donc en évidence à la fois la pertinence et les limites de l'approche combinée. Sa principale force réside dans l'amélioration conjointe de la lisibilité visuelle des résultats et de leur robustesse quantitative, ce qui en fait une stratégie prometteuse pour l'évaluation comparative des dommages routiers. Toutefois, ses limites apparaissent dès lors que la scène devient très complexe ou que la qualité intrinsèque des données réduit le pouvoir discriminant des descripteurs texturaux. Dans cette perspective, plusieurs prolongements peuvent être envisagés. L'intégration d'informations contextuelles et géométriques pourrait contribuer à mieux caractériser l'organisation du réseau routier et à réduire certaines ambiguïtés de classification. De même, l'exploitation conjointe de données optiques et radar, voire de données multi-temporelles, offrirait des possibilités intéressantes pour mieux détecter les changements et affiner l'évaluation des dommages. Enfin, une perspective importante consisterait à développer une classification plus fine des états de dégradation, afin de passer d'une distinction binaire entre routes intactes et détruites à une véritable gradation du degré de dommage.

6.6.4 Comparaisons des résultats avec la littérature

La Figure 6.27 montre une comparaison des images résultantes des travaux de la littérature avec notre approche. La comparaison avec la littérature montre d'abord que les travaux mobilisés n'adoptent pas tous le même niveau d'évaluation. Dans le cas de Boumerdès, Rathje & Crawford (2003) procèdent essentiellement à une analyse visuelle des dommages, complétée par une classification supervisée testant d'abord l'information spectrale seule puis l'association spectral + texture.

Leur étude montre déjà que la texture améliore nettement l'identification des zones effondrées : en spectral seul, environ 73 % des zones d'effondrement sont détectées, avec 27 % d'erreur

d'omission et 47 % d'erreur de commission, tandis que l'ajout de la texture réduit ces erreurs à 15 % et 35 % respectivement.

Pour Haïti, la comparaison statistique est plus directe. Li *et al.* (2011) utilisent une approche objet fondée sur OCSVM + texture, avec un raffinement par les dommages des bâtiments adjacents, et obtiennent une exactitude globale de 81,50 % ainsi qu'un kappa de 61,23 % ; pour la classe road damage, ils rapportent une précision producteur de 81,02 % et une précision utilisateur de 72,13 %.

Rastiveis *et al.* (2015) mobilisent quant à eux une approche SVM + texture, avec une performance de classification d'environ 83 % et un kappa de 75 %, puis une validité finale d'environ 97 % pour la carte routes bloquées / non bloquées, avec 2 routes mal détectées sur 60.

Ces travaux confirment tous que l'information texturale constitue un apport déterminant dans l'évaluation des dommages routiers.

Par rapport à ces études, les résultats obtenus dans cette thèse avec la combinaison Ada-Boost-SVM-OCSVM et des caractéristiques TH + HOG + LBP apparaissent globalement plus robustes sur les images optiques. Pour Boumerdès, ils atteignent un kappa de 0,88 et une précision totale de 96,25 %, avec PP = 97,83 % et PU = 92,29 % pour les routes détruites, ainsi que PP = 87,20 % et PU = 98,22 % pour les routes intactes. Pour Haïti optique, les performances restent élevées, avec un kappa de 0,86 et une PT de 88,70 %, tandis que la classe des routes détruites atteint PP = 93,20 % et PU = 90,37 %. Ces résultats sont supérieurs à ceux rapportés par Li *et al.* (2011) en termes de kappa, de précision globale et de fiabilité de la classe endommagée, tout en allant au-delà de l'approche de Rathje & Crawford (2003), qui demeure principalement qualitative. Les auteurs ont obtenu cinq classes : Rouge (Dégâts, débris), Vert (asphalte et toits intacts), Bleu (sol), Jaune (végétation), Cyan (ombres). La comparaison avec Rastiveis *et al.* (2015) doit toutefois être nuancée, car leur résultat final à 97 % porte sur une tâche plus binaire de type routes bloquées / non bloquées, alors que cette thèse distingue explicitement routes détruites et routes intactes.

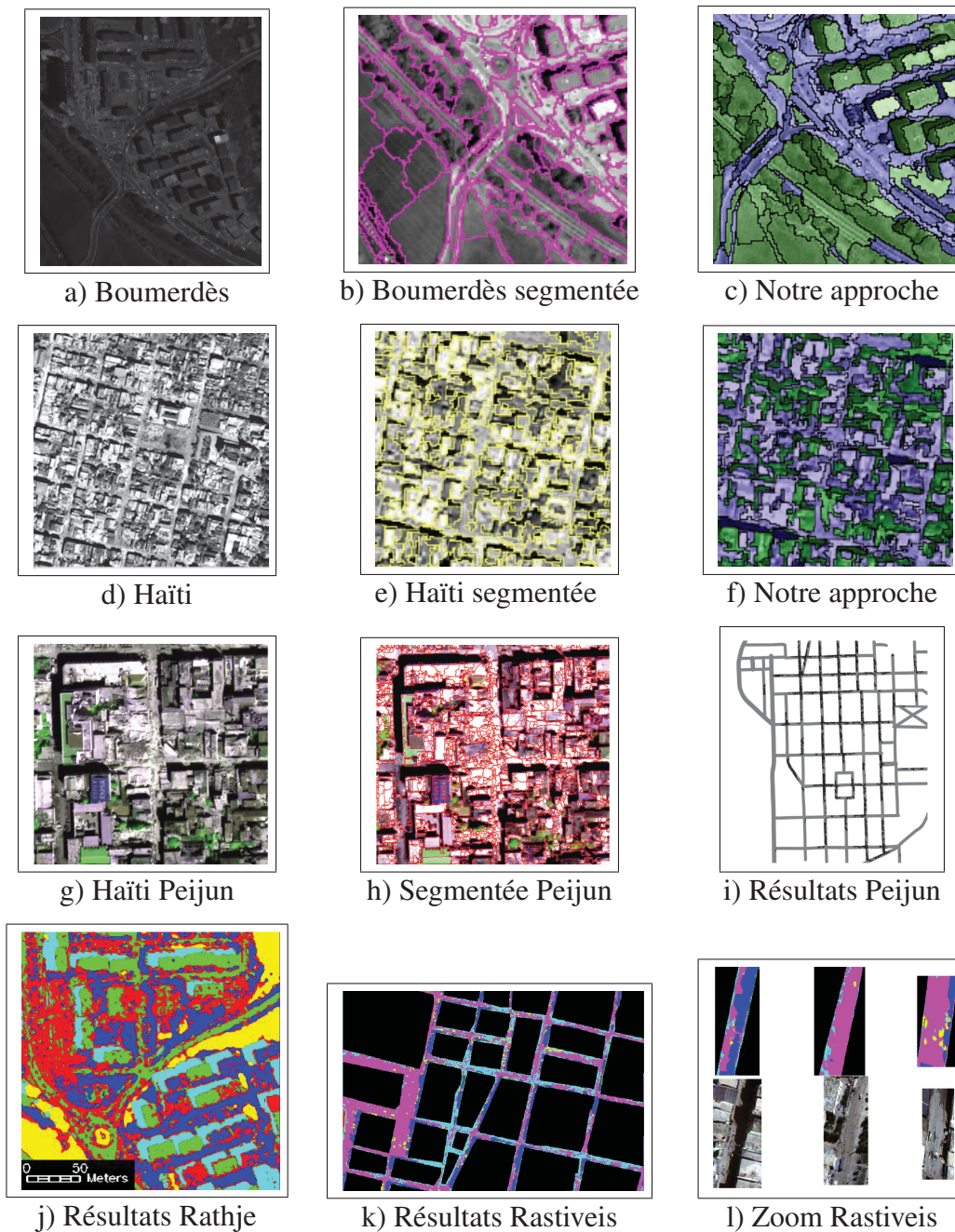


Figure 6.27 Résultats comparatifs des travaux de la littérature et notre approche. Nos résultats avec l'image de Boumerdès : a),b)c). Nos résultats avec l'image d'Haïti : d),e),f). Les résultats de Li *et al.* (2011) avec l'image d'Haïti : g),h),i). Les résultats de Rathje & Crawford (2003) avec l'image de Boumerdès : j). Les résultats de Rastiveis *et al.* (2015) avec l'image d'Haïti : k)

Il convient toutefois de rester prudent dans la comparaison, car les objets étudiés et les protocoles d'évaluation ne sont pas strictement identiques d'un article à l'autre. Certains auteurs se contentent d'une portion de l'image voire une seule route pour la validation de leur modèle. Notre modèle a été testé sur une grande partie de l'image contenant plusieurs routes. Malgré cette réserve, l'ensemble des résultats soutient clairement l'idée que la combinaison des classificateurs et des meilleures caractéristiques texturales constitue une stratégie pertinente et performante pour l'évaluation des dommages routiers en contexte post-catastrophe.

6.7 Conclusion partielle de l'application 3 - Chapitre 6

Cette troisième application avait pour objectif d'évaluer l'apport des algorithmes d'apprentissage dans la distinction entre routes détruites et routes intactes à partir d'images optiques et radar en contexte post-catastrophe. Les résultats montrent clairement que la qualité de la classification repose à la fois sur la richesse des caractéristiques extraites et sur la robustesse du classificateur utilisé.

Les expériences ont mis en évidence que les textures de Haralick seules fournissent une première base de description, mais qu'elles restent insuffisantes pour représenter toute la complexité des scènes analysées. L'ajout de HOG puis de LBP améliore nettement les résultats, ce qui confirme qu'une route endommagée ne peut être correctement décrite par la seule texture, mais qu'elle doit également être caractérisée par sa forme, son organisation spatiale et ses variations locales. Dans cette perspective, la combinaison TH + HOG + LBP apparaît comme la plus pertinente dans la majorité des cas.

Les résultats montrent également une différence nette entre les approches non supervisées et supervisées. Les premières permettent de faire ressortir certaines structures utiles, mais restent plus sensibles aux confusions, surtout dans les environnements urbains denses ou fortement perturbés. Les secondes produisent dans l'ensemble des résultats plus stables et plus cohérents. Parmi elles, SVM et OCSVM se distinguent régulièrement par leur capacité à mieux gérer des classes proches dans des contextes complexes.

Enfin, la combinaison des classificateurs AdaBoost, SVM et OCSVM confirme l'intérêt d'une stratégie de décision fusionnée. Elle permet d'obtenir les résultats les plus robustes, en particulier sur les images optiques, alors que les images radar demeurent plus difficiles à traiter, notamment dans le cas d'Haïti radar. Dans l'ensemble, cette application montre que l'analyse des dommages routiers gagne en fiabilité lorsque l'on associe des caractéristiques complémentaires à des algorithmes d'apprentissage performants, et que la combinaison de classificateurs constitue une perspective particulièrement prometteuse pour renforcer la robustesse de la classification.

Conclusion générale

Synthèse des travaux effectués

Dans un contexte de catastrophe majeure, disposer rapidement d'une information fiable sur l'état du réseau routier est essentiel pour orienter les secours, organiser les interventions et appuyer la prise de décision. C'est dans cette perspective que s'inscrit cette thèse, consacrée à l'extraction et à la caractérisation des routes endommagées à partir d'images de télédétection à très haute résolution, en considérant à la fois les images optiques et les images radar. Le point de départ de ce travail repose sur une difficulté bien connue mais encore insuffisamment résolue : si ces images offrent un niveau de détail très précieux pour observer les scènes sinistrées, elles rendent aussi l'analyse plus complexe à cause du bruit, de l'hétérogénéité des environnements et de la grande variabilité des formes routières.

L'objectif de la thèse était donc de proposer une approche capable d'aider plus efficacement le photointerprète à repérer les routes et à mieux apprécier leur état après une catastrophe. Les résultats obtenus montrent qu'il n'existe pas, dans ce contexte, de solution unique capable de répondre à toutes les difficultés du problème. En revanche, ils montrent aussi qu'en combinant plusieurs traitements, plusieurs représentations et plusieurs algorithmes, il devient possible d'améliorer de façon réelle et mesurable la qualité de l'extraction et de la classification. C'est sans doute là le principal enseignement de ce travail.

La première contribution de cette recherche concerne l'apport de l'analyse multirésolution (AMR) à l'extraction des routes sur les images optiques. Les expérimentations ont montré que cette approche permet, dans plusieurs cas, de réduire l'effet du bruit et des fausses alarmes, tout en améliorant la régularité de la détection. Cet apport s'est révélé particulièrement intéressant dans les scènes rurales et dans les environnements fortement dégradés, même si son effet reste plus nuancé dans les contextes périurbains, où la complexité spatiale est plus marquée. Cette première partie a ainsi montré que l'AMR constitue un outil utile pour améliorer la détectabilité des routes, sans pour autant effacer toutes les ambiguïtés liées à la scène.

La deuxième contribution a porté sur la prise en compte des images radar, dont l'intérêt opérationnel est majeur en situation d'urgence, puisqu'elles peuvent être acquises indépendamment des conditions d'éclairement ou de couverture nuageuse. Dans ce cadre, la transformée en beamlets, associée à des filtres adaptés, a permis de mieux faire ressortir certaines structures routières malgré le bruit de chatoiement. Les résultats ont montré que cette approche fournit une base exploitable pour la détection des routes, en particulier lorsque les axes principaux restent encore perceptibles. Ils ont aussi confirmé que les scènes radar les plus perturbées demeurent difficiles à traiter, ce qui rappelle à la fois l'intérêt et les limites de cette voie méthodologique.

La troisième contribution concerne la classification des routes détruites et intactes à l'aide d'algorithmes d'apprentissage. Les résultats obtenus ont montré de façon assez nette que la qualité de la classification dépend fortement de la richesse des caractéristiques utilisées. Les textures seules apportent une base utile, mais encore insuffisante dans les scènes les plus complexes. En revanche, lorsque des informations de texture, de forme et de variations locales sont combinées, les résultats deviennent plus convaincants. Les approches supervisées se sont globalement montrées plus robustes que les approches non supervisées, et OCSVM s'est distingué de façon récurrente parmi les classificateurs testés. La combinaison finale de plusieurs classificateurs supervisés a permis d'obtenir les résultats les plus solides, en particulier sur les images optiques, tout en restant plus contrastée sur les images radar.

Cette thèse apporte également plusieurs contributions méthodologiques qu'il convient de souligner, notamment l'introduction de la fonction d'interpolation bilinéaire (module de prétraitement), la sélection d'une échelle spatiale pertinente pour optimiser la détection (module de segmentation), ainsi que la prise du temps de production de la carte de dommages. Ces apports renforcent la portée à la fois scientifique et opérationnelle du travail des photinterprètes.

Au fond, ce travail montre que la détection des routes endommagées ne dépend pas seulement d'un bon algorithme, mais d'une chaîne cohérente de traitement, dans laquelle chaque étape apporte quelque chose : réduction du bruit, amélioration de la détectabilité, traitement adapté aux

images radar, enrichissement des caractéristiques et combinaison des classificateurs. L'intérêt de la démarche proposée réside précisément dans cette complémentarité. La contribution de la thèse n'est donc pas seulement d'avoir testé plusieurs outils, mais d'avoir montré qu'en les articulant de manière raisonnée, on peut mieux répondre à un problème complexe et fortement contraint par l'urgence opérationnelle.

En même temps, les résultats obtenus rappellent que certaines limites demeurent. La variabilité des routes, la fragmentation des segments, la difficulté de traiter les carrefours, les confusions entre routes, bâtiments et débris, ainsi que la sensibilité des scènes radar les plus bruitées montrent que le problème n'est pas totalement résolu. Mais ces limites ne diminuent pas l'intérêt du travail ; elles en définissent plutôt le prolongement naturel. Elles montrent que la méthode proposée constitue moins un aboutissement définitif qu'une base méthodologique solide sur laquelle il devient possible de construire des améliorations plus ambitieuses.

Validation des hypothèses de recherche

- *hypothèse 1* est globalement confirmée : l'analyse multirésolution associée au filtre Gaussien améliore l'extraction de routes, particulièrement dans les scènes relativement homogènes. Son apport demeure toutefois plus limité dans les environnements fortement perturbés ;
- *hypothèse 2* est confirmée avec certaines nuances : l'approche de segmentation basée sur l'idée d'échantillonnages multiples de pixels de référence améliore la détection des structures routières dans plusieurs configurations étudiées. Toutefois, les comparaisons expérimentales montrent que ses performances varient selon la complexité des scènes et qu'elles ne surpassent pas systématiquement toutes les méthodes de référence. Il est prudent de considérer cette hypothèse comme partiellement confirmée ;
- *hypothèse 3* est globalement confirmée : la combinaison des caractéristiques TH, HOG, LBP et des algorithmes d'apprentissage (AdaBoost, SVM, OCSVM) améliore la détection et la classification des dommages routiers. Les résultats montrent cependant que

cette performance est plus élevée sur les images optiques que sur les images radar, qui demeurent plus sensibles aux confusions dans les scènes complexes.

Positionnement par rapport aux approches d'apprentissage profond

Les développements récents en apprentissage profond ont considérablement amélioré l'extraction automatique des routes, notamment grâce à leur capacité à apprendre directement des représentations complexes à partir des données. Ces approches reposent généralement sur la disponibilité de données d'apprentissage annotées et représentatives, tandis que les méthodes proposées dans cette thèse s'appuient davantage sur l'exploitation explicite des propriétés spectrales, géométriques, multiéchelles et texturales des routes.

Dans cette perspective, les contributions de cette recherche doivent être considérées comme complémentaires aux approches d'apprentissage profond. Les méthodes d'apprentissage profond sont une évolution naturelle permettant d'enrichir ou d'automatiser certains modules de la chaîne proposée.

Limites de la recherche

Malgré les résultats obtenus, cette recherche présente certaines limites. La première concerne la diversité des données expérimentales. Bien que les méthodes aient été testées sur différents contextes, ainsi que sur les images optiques et radar, le nombre de sites et de capteurs demeure limité. Les performances observées ne peuvent être généralisées automatiquement à l'ensemble des réseaux routiers, des capteurs ou des types de catastrophes.

Une deuxième limite concerne la sensibilité des méthodes à la complexité des scènes et aux paramètres de traitement. L'apport de l'analyse multirésolution est plus marqué dans les environnements relativement homogènes et devient limité dans les zones fortement dégradées. Malgré le filtrage du chatoiement, les débris et les autres structures linéaires peuvent générer des confusions et des fausses alarmes. En plus, certains paramètres comme les seuils, les niveaux de résolution spatiale, les dimensions des fenêtres de traitement, peuvent nécessiter un réajustement selon le type de données.

Enfin, la classification des dommages routiers demeure dépendante de la qualité et de la représentativité des données d'apprentissage. Si la combinaison des caractéristiques avec les classificateurs supervisés améliore la discrimination entre les routes intactes et endommagées, les résultats restent plus incertains sur les images radar et dans les scènes fortement perturbées. Ces limites permettent de circonscrire le domaine d'application des méthodes proposées et ouvrent naturellement sur les perspectives de recherche visant à améliorer leur robustesse, leur automatisation et leur capacité de généralisation.

Perspectives

Les perspectives qui se dégagent de cette thèse s'inscrivent directement dans les difficultés observées au fil des applications. Une première piste concerne la prise en compte plus explicite de la diversité des routes. Toutes les routes ne présentent ni la même largeur, ni la même fonction, ni la même lisibilité dans l'image. Mieux intégrer cette diversité permettrait d'affiner l'évaluation des performances et d'éviter qu'une bonne détection des grands axes masque les difficultés rencontrées sur les routes secondaires ou plus étroites.

Une deuxième perspective importante touche à la continuité du réseau extrait. La fragmentation des segments reste l'une des difficultés récurrentes du travail, notamment dans les scènes complexes. Le renforcement des contraintes géométriques, l'ajout d'informations auxiliaires, l'utilisation de plusieurs pixels de référence ou encore l'exploration d'approches plus évolutives pourraient contribuer à améliorer la jonction des segments et à restituer un réseau routier plus cohérent. Le traitement spécifique des carrefours apparaît également comme une extension nécessaire, car il s'agit d'un point critique pour toute cartographie réellement exploitable.

Une troisième perspective concerne l'enrichissement des données utilisées. La modularité de l'approche proposée ouvre la voie à l'intégration d'informations complémentaires, comme des modèles numériques de terrain, des indices spectraux, des données contextuelles ou des informations multi-sources. Ce type d'apport pourrait aider à mieux lever certaines ambiguïtés entre routes, végétation, bâtiments et débris, tout en renforçant la fiabilité globale de l'interprétation.

Enfin, la perspective la plus naturelle reste celle de l'automatisation progressive de l'approche. À terme, l'objectif serait de disposer d'un outil capable de guider rapidement le photointerprète dans l'identification des zones critiques, sans se substituer à son expertise, mais en l'aidant à aller plus vite et plus sûrement dans un contexte d'urgence. C'est probablement là que se situe le véritable prolongement de ce travail : transformer une démarche méthodologique encore largement expérimentale en un système d'aide plus opérationnel, plus robuste et mieux adapté aux besoins du terrain.

Annexe I

RISQUE MAJEUR

1. Risque majeur et différents types

1.1 Qu'est-ce que le risque

Qu'est-ce que le risque ? D'après la définition du dictionnaire *Petit Robert*, le risque est un danger éventuel plus ou moins prévisible et avec le *Petit Larousse*, le risque est un danger, un inconvénient plus ou moins probable auquel on est exposé. De ces deux définitions, la notion du risque nous ramène à un double aspect du risque à savoir le caractère aléatoire assorti de la menace qu'il représente.

Lorsqu'un évènement potentiellement dangereux, appelé aléa, peut survenir dans une zone où des enjeux humains, économiques ou environnementaux sont présents, il devient un risque. Le risque constitue donc une potentialité ou une éventualité. Il ne se réalise qu'à travers l'évènement accidentel. C'est-à-dire à travers la réunion et la conjonction d'un certain nombre de circonstances. Ce qui permet le développement et la propagation de phénomènes permettant au danger de s'exprimer, en donnant lieu d'abord à l'apparition d'effets et ensuite en portant atteinte à un (ou plusieurs) élément(s) vulnérable(s). Un danger peut être défini comme étant un système possédant tous les facteurs pouvant conduire à un accident potentiel. Le risque se définit comme suit :

$$\text{risque} = \text{aléa} \times \text{vulnérabilité}$$

- *aléa* : il correspond à la fréquence d'un évènement ou sa probabilité d'occurrence ou encore l'incertitude quant à la réalisation d'un accident ;
- *vulnérabilité* : elle représente la gravité des conséquences de l'évènement sur l'ensemble des entités exposées (vies humaines, richesses, activités, environnement) ou encore le niveau de conséquences prévisibles (ou gravité) du phénomène sur les entités menacées ;

- *enjeux* : personnes, biens, activités, patrimoine, etc., susceptibles d'être affectés par la réalisation du phénomène redouté.

Les différents créneaux du risque demandent une sécurité des personnes et des biens. L'utilisation de certains outils avancés provenant des techniques issues de la télédétection (cartographie) élaborés après une post-crise précédente, peut prévenir des événements malheureux ou accidentels. Dans le cas de notre étude, les outils de la télédétection apportent une aide aux équipes de secours sur le terrain. Ainsi, il faut également une meilleure synergie entre les éléments de base du risque et une bonne connaissance des outils pour y faire face. L'approche du risque doit être vue dans son ensemble pour mieux en cerner tous les aspects :

- la prévention (connaissance du risque) ;
- la protection (alerte, plan de secours, gestion du risque) ;
- l'informatisation des méthodes et la formation des techniciens dans la maîtrise des outils de télédétection et système d'information géographique.

1.2 Différents types de risque

Il n'existe presque plus de différence entre les risques naturels (*avalanche, incendie de forêt, inondation, glissement de terrain, séisme, volcan, etc.*) et les risques technologiques (*incendie, explosion, énergie nucléaire, fuite d'hydrocarbure, menace biologique, rupture de barrage, etc.*). En effet, la notion du risque d'origine naturelle n'est plus accommodante, car presque tout provient de l'implication de l'humain en amont. De même que les conséquences des changements climatiques, les glissements de terrain, la fréquence et l'amplitude des phénomènes météorologiques, les inondations, etc. sont tous des actions de l'homme même si la nature elle-même ajoute sa modeste part (force du vent et la foudre) quelquefois.

D'ailleurs, une classification des catégories des risques (Tableau -A I-1) est proposée pour une comparaison des risques existants et situant les catastrophes naturelles dans la classification des risques.

Aussi, le degré de risque varie en fonction du degré de l'urbanisation, de la déforestation et de la végétalisation. Le risque peut déboucher sur une catastrophe si et seulement si le nombre de victimes, le coût important des dégâts matériels et des impacts sur l'environnement sont d'une grande ampleur. Dans ce cas-ci, nous parlerons de risque majeur. Tazieff (1988) donne la définition suivante : « Le risque majeur, c'est la menace sur l'homme et son environnement direct sur les installations, menace dont la gravité est telle que la société se trouve absolument dépassée par l'immensité du désastre ».

Tableau-A I-1 Classification des risques

Catégorie de risque	Risque nominatif
Risques naturels	Inondations Feux de forêt Mouvements de terrain Avalanches Séismes Irruptions volcaniques Cyclones, tempêtes
Risques biologiques et risques provoqués par l'humain	Risques industriels Risques de rupture de barrage Risques de transports de matières dangereuses Risques nucléaires
Risques urbains	Menaces de ruines (bâtiments, grottes) Risques diffus (chantiers, matériaux) Transports Communication Énergie (gaz, électricité) Menaces pour la sécurité des personnes et des biens Conflits, attentats
Risques sanitaires et environnementaux	Toxicité, pollutions Insalubrité, épidémies, maladies, eau Risques alimentaires

Annexe II

PROCESSUS D'ACTIVATION DE LA CHARTE INTERNATIONALE "ESPACE ET CATASTROPHES MAJEURES"

i. [*Désastre* $\Rightarrow$ *activation*] : lorsque survient une catastrophe majeure et qu'il y a des risques de pertes en vies humaines et des répercussions néfastes sur la propriété et les infrastructures. Les autorités locales sont dépassées par l'ampleur du désastre et ne peuvent pas circonscrire ce fléau, alors le processus d'activation de la Charte (Figure - A II-1) peut commencer.

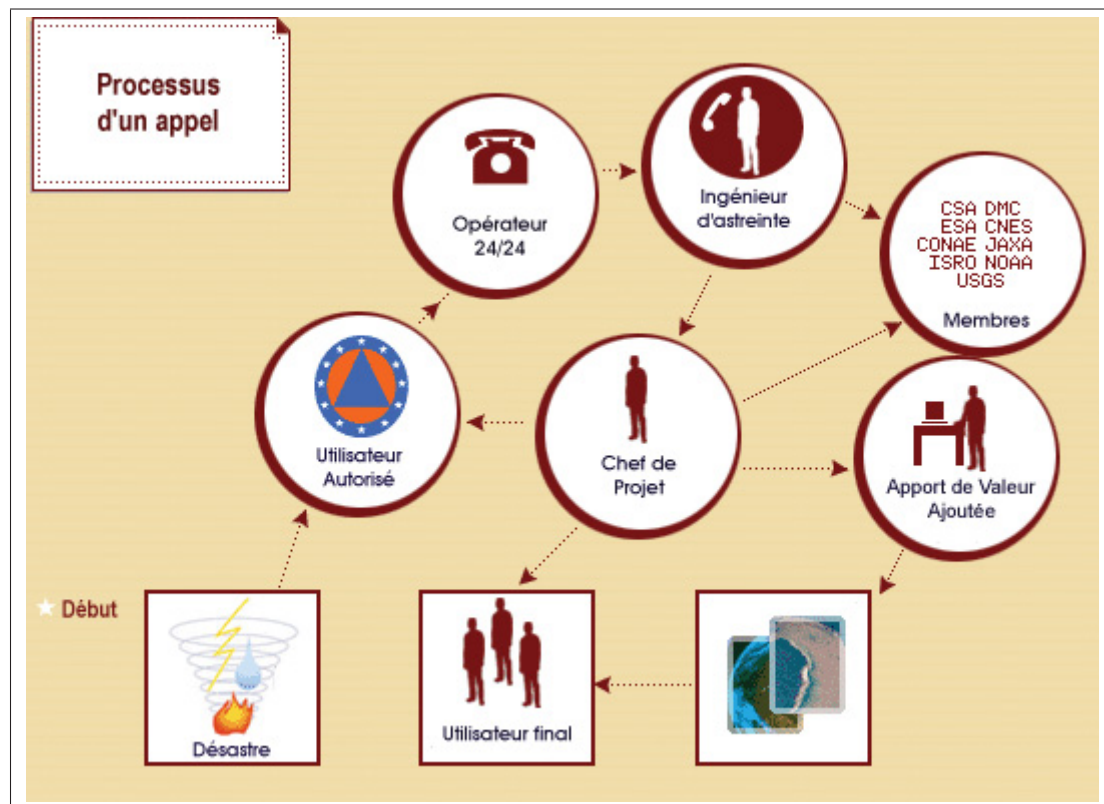


Figure-A II-1 Processus d'activation de la Charte [Charte internationale « Espace et catastrophes majeures »]

ii. [*Utilisateur autorisé* $\Rightarrow$ *Opérateur*] : un utilisateur autorisé appartenant à l'organisation des nations unies (ONU), à un organisme de protection civile ou de sécurité d'un pays membre de la CIECM ou encore à des pays africains et asiatiques possédant des satellites d'observation

de la terre, peut téléphoner à un opérateur (disponible de jour comme de nuit) via un numéro téléphonique confidentiel où l'identité du demandeur est vérifiée.

iii. [*Ingénieur d'astreinte*] : un ingénieur d'astreinte est disponible sur appel 24 heures sur 24 heures. Une fois les informations sur la catastrophe reçues (coordonnées du désastre, le type de catastrophe), il prépare un plan d'acquisition d'images durant (si possible) et après la catastrophe, en se basant sur la disponibilité et l'orientation des satellites dans la zone du sinistre. Il possède un logiciel qui observe tous les satellites en orbite et peut voir lesquels sont proches ou que leurs orbites passent par la zone d'intérêt et qui sont disponibles. Ensuite, il décide lesquels des satellites peuvent être reprogrammés pour l'observation de la zone sinistrée. Ensuite, après avoir choisi les dits satellites en fonction de la zone de crise, il envoie sa requête aux agences spatiales. Puis, les agences spatiales considérées orientent, sur une base volontaire, leurs satellites sur la zone touchée.

iv. [*Ingénieur d'astreinte* $\implies$ *Chef de projet*] : le chef de projet est une personne qui possède une grande expertise dans les commandes, traitement et l'interprétation des produits de télédétection et dans l'application des données. Lorsque la Charte est activée, le secrétaire exécutif désigne ce dernier pour le reste des opérations et ce dernier n'est disponible qu'aux heures normales de travail. À la fin de l'activation, il transmet un rapport au secrétariat de la Charte.

v. [*Chef de projet* $\implies$ *Apport de valeur ajoutée*] : une fois les images brutes acquises par les agences spatiales, elles sont transmises à un organisme à valeur ajoutée (OVA). L'OVA joue un rôle déterminant dans le processus d'activation de la Charte. Elle traite, analyse et interprète les images brutes reçues par les agences spatiales afin de faire la cartographie des dégâts et ensuite les mettre à la disposition de l'utilisateur final.

vi. [*Apport de valeur ajoutée* $\implies$ *Utilisateur final*] : l'OVA ou organisme de cartographie rapide, s'appuie sur une analyse et une interprétation visuelle. Cette analyse est une comparaison (détection de changement) d'une image de référence tirée des archives et une autre image acquise après la catastrophe. Le travail manuel et visuel nécessite plusieurs heures de travail et est d'autant plus fastidieux en zone urbaine où l'homogénéité spectrale des objets d'intérêt et de

l'environnement est élevée. Aussi, un pré-traitement des images brutes est nécessaire. Le pré-traitement peut être un filtrage pour réduire les bruits d'acquisition et un recalage des images d'archives de référence avec les images post-crise obtenues. D'autres défis sont à signaler avant la livraison de cartes des dommages. C'est-à-dire que de nombreux artefacts peuvent occulter partiellement les zones d'intérêt. Ainsi, la présence de nuages et/ou de brouillard peut dégrader l'image et rendre l'extraction d'information difficile.

vii. [*Utilisateur final*] : ce dernier peut avoir des besoins spécifiques. En permanence à l'écoute de l'utilisateur, une demande particulière peut être formulée et l'OVA doit s'y conformer et livrer la marchandise, dans la mesure du possible. La dégradation des routes ou l'état des lieux de routes praticables ; la présence des ressources hydriques ; les modules de traitement d'eau potable pour les populations ; et la localisation des hôpitaux de campagne sont autant d'éléments qui intéressent les intervenants. Ces informations cruciales constituent des aides importantes pour le commandement sur le terrain, pour l'organisation des reconnaissances et la distribution des secours sur place.

Annexe III

PUBLICATIONS

- **Coulibaly, I.**, Spiric, N., Lepage R. and St-Jacques M. 2018. « Semiautomatic Road Extraction From VHR Images Based on Multiscale and Spectral Angle in Case of Earthquake ». *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(1), pp.238-248.
- Migneault, F. C. and **Coulibaly, I.** 2017. « Urban road detection on high resolution satellite radar images for natural disaster emergency response ». *Earth observation summit 2017, 38th Canadian symposium on remote sensing (CSRS), 17th Congress of the Association québécoise de télédétection, 11th Advanced SAR (ASAR) Workshop, du 19-23 juin 2017, Université du Quebec à Montréal, Québec, Canada.*
- **Coulibaly, I.**, Lepage R. and St-Jacques M. 2015. « Road damage detection from high resolution satellite images based on machine learning ». *In IEEE 8th International workshop on the analysis of multi-temporal remote sensing images. MultiTemp* , Annecy, France, July 22-24.
- **Coulibaly, I.**, Spiric, N., Sghaier O. M., Manzo-Vargas W., Lepage R. and 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) and 35th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Québec, Canada : pp.2712-2715.
- Sghaier, M. O., **Coulibaly, I.** and 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.
- **Coulibaly, I.**, Spiric, N., Sghaier O. M., Manzo-Vargas W., Lepage R. and St-Jacques M. 2014. « A Novel Approach for Road Extraction in Case of Major Disaster Based on Multi-Resolution Analysis ». *South-Eastern European Journal of Earth Observation and Geomatics*, Vol.3 No 25, pp.305-310.

- **Coulibaly, I.** et Spiric, N. 2013. « Détection et suivi de routes sur des images satellitaires en cas de catastrophes majeures ». *Journée Scientifique et de découverte, École de Technologie Supérieure*, Montréal, Canada, 16 avril 2013.
- **Coulibaly, I.** et al. 2013. « Rôle de la télédétection dans la gestion des catastrophes majeures ». *Congrès de l'Association québécoise de Télédétection*, Rimouski, du 25 au 27 septembre 2013.
- **Coulibaly, I.** et Lepage, R. 2010. « Imagerie satellitaire à très haute résolution pour répondre à des catastrophes majeures : détection multi-échelle du réseau routier ». *Affiche numéro 2 présentée lors de la conférence : 78e Congrès de l'Association Francophone pour le Savoir (ACFAS)*, Montréal, Québec, Canada, 10-14 mai 2010.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Adam, A. & Ioannidis, C. (2014). Automatic road-sign detection and classification based on support vector machines and hog descriptors. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing Spatial Information Sciences*, 2(5).
- Agouris, P., Stefanidis, A. & Gytakis, S. (2001). Differential snakes for change detection in road segments. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67(12), 1391-1400.
- Ahonen, T., Hadid, A. & Pietikainen, M. (2006). Face description with local binary patterns : Application to face recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 28(12), 2037–2041.
- Airault, S. & Jamet, O. (1995). Détection et restitution automatique du réseau routier sur des images aériennes. *Traitement du Signal*, 12(2), 190-200.
- Alashwal, H., Deris, S. & Othman, R. M. (2006). One-class support vector machines for protein-protein interactions prediction. *International Journal of Biological and Medical Sciences*, 1(2), 83–85.
- Ali, S. M., Javed, M. Y., Khattak, N. S. & Mohsin, A. (2008). Despeckling of synthetic aperture radar images using inner product spaces in undecimated wavelet domain. *International Journal of Electronics, Circuits and Systems*, 2(1), 1–6.
- Amanatiadis, A. & Andreadis, I. (2009). A survey on evaluation methods for image interpolation. *IOP Publishing, Measurement Science and Technology*, 20(10), 104-115.
- Amini, A., Tehrani, S. & Weymouth, T. (1988). Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints. *Second International Conference on Computer Vision*, pp. 95-99.
- André, G., Chiroiu, L., Guillande, R. & Galaup, M. (2001). Evaluation et cartographie de dommages par imagerie satellitaire SPOT-5 : simulation sur la ville de Bhuj, séisme de Gujarat, Inde (26 janvier 2001). *SPOT-5-Towards new application seminar, Toulouse, France*.
- Asif, M., Arshad, M. R., Zia, M. Y. I. & Yahya, A. (2007). An Implementation of Active Contour and Kalman Filter for Road Tracking. *International Journal of Applied Mathematics*, 37(2), 1–7.
- Bacher, U. & Mayer, H. (2005). Automatic road extraction from multispectral high resolution satellite images. *Proceedings of CMRT05 : Object Extraction for 3D City Models, Road Databases, and Traffic Monitoring - Concepts, Algorithms, and Evaluation*, 36, 29-34.
- Ball, G. H. & Hall, D. J. (1965). *Isodata : a method of data analysis and pattern classification*. Stanford Research Institute.

- Baumgartner, A., Steger, C., Mayer, H., Eckstein, W. & Ebner, H. (1999). Automatic road extraction based on multi-scale, grouping, and context. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 65(7), 777-785.
- Bellman, R. (1957). *Dynamic Programming*. Princeton University Press.
- Bentabet, L., Jodouin, S., Ziou, D. & Vaillancourt, J. (2003). Road vectors update using SAR imagery : a snake-based method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(8), 1785-1803.
- Bessis, J. L., Béquignon, J. & Mahmood, A. (2004). The International Charter " Space and Major Disasters " initiative. *Acta Astronautica*, 54(3), 183-190.
- Bhattacharya, U. & Parui, S. (1997). An improved backpropagation neural network for detection of road-like features in satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 18(16), 3379-3394.
- Bicego, M., Dalfini, S., Vernazza, G. & Murino, V. (2003). Automatic road extraction from aerial images by probabilistic contour tracking. *IEEE Proceedings International Conference on Image Processing (ICIP)*, 3, 585-585.
- Bitelli, G., Camassi, R., Gusella, L. & Mongnol, A. (2004). Image change detection on urban area : the earthquake case. *20th ISPRS- International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Congress, Istanbul, Turkey*, pp. 692-698.
- Bouroubi, M. Y. (2009). *logiciel de restitution des réflectances au sol pour l'amélioration de la qualité de l'information extraite des images satellitales à haute résolution spatiale*. (Thèse de doctorat, Université de Montréal, Montréal, Québec, Canada, 259 p.).
- Bovolo, F. & Bruzzone, L. (2007). A theoretical framework for unsupervised change detection based on change vector analysis in the polar domain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1), 218-236.
- Bresenham, J. E. (1965). Algorithm for computer control of a digital plotter. *IBM Systems journal*, 4(1), 25-30.
- Bruzzone, L. & Cossu, R. (2003). An adaptive approach to reducing registration noise effects in unsupervised change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(11), 2455-2465.
- Bugnet, P. & Bouroubi, M. Y. (2005). *Extraction des routes à partir d'images satellitaires optiques*. Rapport technique, Laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal (Québec).
- Calamai, P. H. & Moré, J. J. (1987). Projected gradient methods for linearly constrained problems. *Springer, Mathematical programming*, 39(1), 93-116.

- Califano, A. & Bolle, R. (1992). The multiple window parameter transform. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(12), 1157-1170.
- Campedel, M., Roux, M., Kyrgyzov, I. & Tanzi, T. J. (2008). *Disaster's tactical information extraction from high-resolution remote sensing data*. Présentation PowerPoint 16 october 2008 au CNES pour la suite du projet Exiter, ENST-TELECOM ParisTech.
- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Recognition Analysis and Machine Intelligence*, 8(6), 679-698.
- Cardim, G. P., Silva, E. A. d., Dias, M. A., Bravo, I. & Gardel, A. (2018). Statistical Evaluation and Analysis of Road Extraction Methodologies Using a Unique Dataset from Remote Sensing. *Multidisciplinary Digital Publishing Institute Remote Sensing*, 10(4), 620.
- Cavayas, F. (2008). *Télédétection numérique, GÉO 1542 : Introduction à la télédétection, Note de Cours*. Département de géographie, Université de Montréal, Montréal-Québec, 131 p.
- Caves, R., Harley, P. & Quegan, S. (1992). Matching map features to synthetic aperture radar (SAR) images using template matching. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(4), 680-685.
- Cha, J., Lee, S. & Kim, H.-K. (2025). Deep learning-based detection and assessment of road damage caused by disaster with satellite imagery. *Applied Sciences*, 15(14), 7669.
- Chai, D., Forstner, W. & Lafarge, F. (2013). Recovering line-networks in images by junction-point processes. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1894–1901.
- Chen, L.-A. & Lin, S.-Y. (2025). Enhancing road damage identification in satellite images through synthetic data. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 116, 105091.
- Chesnel, A.-L. (2008). *Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution*. (Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Paris).
- Chitroub, S., Houacine, A. & Sansal, B. (1999). Supervised fusion-classification of multispectral images using fuzzy sets theory. *IEE International Conference on Image Processing and its Application (IPA'99)*, 96–97.
- Christophe, E. & Inglada, J. (2007). Robust Road Extraction for High Resolution Satellite Images. *IEEE International Conference on Image Processing, (ICIP)*, 5, 437-440.
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 37(1), 35–46.

- Cord, A. & Chambon, S. (2012). Automatic road defect detection by textural pattern recognition based on AdaBoost. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 27(4), 244-259.
- Coulibaly, I. (2013). *Détection du réseau routier à partir des images satellitaires à la suite d'une catastrophe majeure*. (Mémoire de maîtrise, Génie de la production automatisée, École de technologie supérieure, Montréal, Québec, Canada, 220p.).
- Coulibaly, I., Spiric, N., Lepage, R. & St-Jacques, M. (2017). Semiautomatic road extraction from vhr images based on multiscale and spectral angle in case of earthquake. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(1), 238-248.
- Couloigner, I. & Ranchin, T. (2000). Mapping of urban areas : A multiresolution modeling approach for semi-automatic extraction of streets. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(7), 867-874.
- Cruz, J. E., Shiguemori, E. H. & Guimarães, L. N. (2013). Concrete and Asphalt Runway Detection in High Resolution Images Using LBP Cascade Classifier. *IEEE BRICS Congress on Computational Intelligence and 11th Brazilian Congress on Computational Intelligence*, pp. 465-469.
- Dalal, N., Triggs, B. & Schmid, C. (2006). Human detection using oriented histograms of flow and appearance. *European conference on computer vision*, pp. 428-441.
- Deriche, R. (1987). Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International Journal of Computer Vision*, 1(2), 167-187.
- Domg, Y., Milne, A. K. et al. (2001). Toward edge sharpening : A SAR speckle filtering algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(4), 851-863.
- Donoho, D. L. & Huo, X. (2002). Beamlets and Multiscale Image Analysis. Dans *Multiscale and multiresolution methods* (éd. 2, vol. 20, pp. 149-196). Springer.
- Doucette, P., Agouris, P., Stefanidis, A. & Musavi, M. (2001). Self-organised clustering for road extraction in classified imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 55((5-6)), 347-358.
- Duda, R., Hart, P. & Stork, D. (2001). *Pattern Classification, 2nd ed.* New-York, N.Y. : Willey-Interscience.
- Fellah, K., Axes, F., Bach, H., Ebel, U., Grabak, O. & De Fraipont, P. (2003). Towards an operational EO service for flood monitoring. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2, 1299-1301.
- Fischler, M., Tenenbaum, J. & Wolf, H. (1981). Detection of roads and linear structures in low-resolution aerial imagery using a multisource knowledge integration technique. *Computer Graphics and Image Processing*, 15(3), 201-223.

- Fiset, R. (1995). Procédure d'extraction automatique des routes des images du satellite SPOT à l'aide des données cartographiques à l'échelle 1 : 50 000. *Mémoire de maîtrise en géographie, Montréal, Université de Montréal*, 124p.
- Fiset, R., Cavayas, F., Mouchot, M., Solaiman, B. & Desjardins, R. (1998). Map-image matching using a multi-layer perceptron : the case of the road network. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53(2), 76-84.
- Fitzgerald, R. & Lees, B. (1994). Assessing the classification accuracy of multisource remote sensing data. *Remote sensing of Environment*, 47(3), 362–368.
- Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote sensing of environment*, 80(1), 185–201.
- Frangi, A., Niessen, W., Vincken, K. & Viergever, M. (1998). Multiscale vessel enhancement filtering. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention.*, 130-137.
- Freund, Y., Schapire, R. & Abe, N. (1999). A short introduction to boosting. *Journal-Japanese Society For Artificial Intelligence*, 14(771-780), 1612.
- 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*, (2), 157–166.
- Frost, V. S., Shanmugan, K. & Holtzman, J. C. (1984). The influence of sensor and flight parameters on texture in radar images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.*, (5), 440-448.
- Gagnon, L. & Jouan, A. (1997). Speckle filtering of SAR images-A comparative study between complex-wavelet-based and standard filters. *SPIE Proceedings Series*, 3169, 80–91.
- Ghafoori, Z., Rajasegarar, S., Erfani, S. M., Karunasekera, S. & Leckie, C. A. (2016). Unsupervised parameter estimation for one-class support vector machines. *Springer, Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 183–195.
- Girosi, F. (1998). An equivalence between sparse approximation and support vector machines. *Neural computation, MIT Press*, 10(6), 1455–1480.
- Gleyze, J. (2001a). Apport de l'information géographique dans l'analyse de risques. Applications à l'étude des perturbations du réseau routier à la suite de catastrophes. *Bulletin d'Information de l'IGN recherche*, 72(3), 69-84.
- Gleyze, J. (2001b). Les dommages induits par les coupures du réseau routier. Éléments de recherche pour l'évaluation de la fiabilité d'un réseau routier. *Actes de la conférence : « Risques d'accidents et risques environnementaux dans les transports routiers », Besançon*, pp. 17–41.

- Govindu, V., Shekhar, C. & Chellappa, R. (1998). Using geometric properties for correspondence-less image alignment. *Fourteenth International Conference on IEEE Pattern Recognition, Proceeding.*, 1, 37–41.
- Grün, A. & Li, H. (1995). Road extraction from aerial and satellite images by dynamic programming. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 50(4), 11–20.
- Guha-Sapir, D. & Hoyois, Ph., a. B. R. (2016). *Annual Disaster Statistical Review 2015 : The Numbers and Trends. Brussels : CRED ; 2016 (Rapport n°72)*. Centre for Research on the Epidemiology of Disasters (CRED) Institute of Health and Society (IRSS), Université catholique de Louvain.
- Guo, H., Odegard, J. E., Lang, M., Gopinath, R. A., Selesnick, I. W. & Burrus, C. S. (1994). Wavelet based speckle reduction with application to SAR based ATD/R. *IEEE International Conference on Image Processing, 1994. Proceedings. ICIP-94.*, 1, 75–79.
- Guo, Q., Kelly, M. & Graham, C. H. (2005). Support vector machines for predicting distribution of Sudden Oak Death in California. *Elsevier, Ecological modelling*, 182(1), 75–90.
- Gupta, K. K. & Gupta, R. (2007). Despeckle and geographical feature extraction in SAR images by wavelet transform. *Elsevier ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(6), 473–484.
- Gusella, L., Huyck, C., Adams, B., Cho, S. & Chung, H. (2005). Damage assessment with very-high resolution optical Imagery following the December 26, 2003 Bam, Iran earthquake. *Proceedings of the 3rd International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response, Chiba, Japan*.
- Haghighattalab, A., Mohammadzadeh, A., Zoej, M. V. & Taleai, M. (2010). Post-earthquake road damage assessment using region-based algorithms from high-resolution satellite image. *Athena : Remote sensing, International Society for Optic and Photonic*, 9967, 78301–78301.
- Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE*, 67(5), 786–804.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K. & Its'Hak, D. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics*, 3(6), 610–621.
- Harris, C. & Stephens, M. (1988). A combined corner and edge detector. *Alvey vision conference, Manchester, UK*, 15(50), 10–5244.
- Harvey, W. A. (1999). Performance evaluation for road extraction. *Bulletin de la Société Française de Photogrammetrie et Télédétection*, 153(1999), 79–87.

- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. & Franklin, J. (2005). The elements of statistical learning : data mining, inference and prediction. *Springer The Mathematical Intelligencer*, 27(2), 83–85.
- Haverkamp, D. (2002). Extracting straight road structure in urban environments using IKONOS satellite imagery. *International Society for Optics and Photonics, Optical Engineering*, 41(9), 2107–2110.
- Hayman, S. (1999). The mcculloch-pitts model. *IJCNN'99. International Joint Conference on Neural Networks. Proceedings (Cat. No. 99CH36339)*, 6, 4438–4439.
- Heermann, P. & Khazenie, N. (1992). Classification of multispectral remote sensing data using a back-propagation neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(1), 81–88.
- Heipke, C. & Mayer, C. (1997). Evaluation of automatic road extraction. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32(3 SECT 4W2), 151–160.
- Heipke, C., Steger, C. & Multhammer, R. (1995). A hierarchical approach to automatic road extraction from aerial imagery. *International society for optics and photonics, Integrating Photogrammetric Techniques with Scene Analysis and Machine Vision II*, 2486, 222–231.
- Hemiari, A., He, D.-C. & Morin, D. R. (2004). Nouvelle méthode globale d'extraction automatique des routes dans des images satellitaires : La méthode multicouche tridimensionnelle. *Télédétection*, 4(1), 19–37.
- Hestenes, M. R. & Stiefel, E. (1952). *Methods of conjugate gradients for solving linear systems*. NBS Washington, DC.
- Hinz, S. & Baumgartner, A. (2003). Automatic extraction of urban road networks from multi-view aerial imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(1), 83–98.
- Horaud, R., Veillon, F. & Skordas, T. (1990). Finding geometric and relational structures in an image. *Computer Vision AIECCV 90*, 374–384.
- Hough, P. V. (1962). Method and means for recognizing complex patterns. US Patent 3,069,654, Google Patents, 18 decembre 1962.
- Hsu, C.-W. & Lin, C.-J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE transactions on Neural Networks*, 13(2), 415–425.
- Hsu, C.-W., Chang, C.-C., Lin, C.-J. et al. (2006). *A practical guide to support vector classification*. Taiwan : National Taiwan University.

- Huang, Z., Xu, F., Lu, L. & Nie, H. (2014). Object-based conditional random fields for road extraction from remote sensing image. *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, 17(1), 012276.
- Huber, R. & Lang, K. (2001). Road extraction from high-resolution airborne SAR using operator fusion. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 6, 2813-2815.
- Inglada, J. & Giros, A. (2004). On the real capabilities of remote sensing for disaster management - feedback from real cases. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2, 1110-1112.
- Jolion, J.-M. (1990). Analyse d'images : le modèle pyramidal. *Traitement du signal*, 7(1), 5-17.
- Julier, S., Uhlmann, J. & Durrant-Whyte, H. (2000). A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 45(3), 477-482.
- Julier, S. & Uhlmann, J. (1997). A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems. *International symposium aerospace/defense sensing, simulation and controls*, 3(26), 182-193.
- Julier, S. & Uhlmann, J. (2004). Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of the IEEE*, 92(3), 401-422.
- Kalman, R. (1960). A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. *Transaction of the ASME-Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35-45.
- Kass, M., Witkin, A. & Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4), 321-331.
- Keerthi, S. S., Shevade, S. K., Bhattacharyya, C. & Murthy, K. R. K. (2001). Improvements to Platt's SMO algorithm for SVM classifier design. *Neural computation, MIT Press*, 13(3), 637-649.
- Kesidis, A. L. & Papamarkos, N. (2000). On the gray-scale inverse Hough transform. *Image and Vision Computing*, 18(8), 607-618.
- Kittler, J., Hatef, M., Duin, R. & Matas, J. (1998). On combining classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20, 226-239.
- Kohonen, T. (1990). The Self-Organizing Map. *Proceedings of the IEEE*, 78(9), 1464-1480.
- Koller, T., Gerig, G., Szekely, G. & Dettwiler, D. (1995). Multiscale detection of curvilinear structures in 2-D and 3-D image data. *IEEE International Conference on Computer Vision, Cambridge, Massachusetts*, 864-869.

- Kuan, D., Sawchuk, A., Strand, T. & Chavel, P. (1987). Adaptive restoration of images with speckle. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 35(3), 373–383.
- 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*, (2), 165–177.
- Kuhn, H. W. & Tucker, A. W. (1951). Nonlinear programming, in (J. Neyman, ed.) *Proceedings of the Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*.
- Kyrgyzova, K. (2010). *Rapid mapping in the context of major disaster using satellite imagery*. Télécom ParisTech.
- la Reine du Chef du Canada, S. M. (2010). *Guide pour le planification de la gestion des urgences*. Sécurité publique Canada.
- Lacroix, V. & Acheroy, M. (1998). Feature extraction using the constrained gradient. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53(2), 85-94.
- Laptev, I., Mayer, H., Lindeberg, T., Eckstein, W., Steger, C. & Baumgartner, A. (2000). Automatic extraction of roads from aerial images based on scale space and snakes. *Machine Vision and Applications*, 12(1), 23-31.
- Lee, J.-S. (1981a). Refined filtering of image noise using local statistics. *Elsevier Computer graphics and image processing*, 15(4), 380–389.
- Lee, J.-S. (1981b). Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. *Elsevier, Computer graphics and image processing*, 17(1), 24–32.
- Lee, J.-S. & Pottier, E. (2009). *Polarimetric radar imaging : from basics to applications*. New York : CRC press.
- Lepage, R. & Solaiman, B. (2003). *Les réseaux de neurones artificiels et leurs applications en imagerie et en vision par ordinateur*. Presse de l'École de technologie supérieure, Montréal, Québec, 446 p.
- Levasseur, N. (1998). *Modélisation de l'agressivité des véhicules lourds sur la chaussée souple (Rapport n°7)*. Rapport de stage en statistique présenté au Ministère des Transports du Québec.
- Li, J., Qin, Q., Ma, H. & Yuan, W. (2010a). Study on road damage assessment based on RS and GIS. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pp. 4534-4537.
- Li, P., Xu, H. & Guo, J. (2010b). Urban building damage detection from very high resolution imagery using OCSVM and spatial features. *International Journal of Remote Sensing*, 31(13), 3393–3409.

- 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.
- Li, W., Jiang, X. & Wang, Y. (1998). Road recognition for vision navigation of an autonomous vehicle by fuzzy reasoning. *Fuzzy Sets and Systems*, 93(3), 275–280.
- Li, W., Chen, C., Su, H. & Du, Q. (2015). Local binary patterns and extreme learning machine for hyperspectral imagery classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(7), 3681–3693.
- Lin, Z. & Liu, Z. (2007). Combining Multiple Algorithm for Road Network Tracking from Multiple Source remotely Sensed Imagery : a Practical System and Performance Evaluation. *Molecular Diversity Preservation International*, 9(2), 1237-1258.
- Lindeberg, T. (1994). Scale-space theory : A basic tool for analyzing structures at different scales. *Journal of applied statistics*, 21(1-2), 225-270.
- Liu, R., Wu, J., Lu, W., Miao, Q., Zhang, H., Liu, X., Lu, Z. & Li, L. (2024). A review of deep learning-based methods for road extraction from high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*, 16(12), 2056.
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2), 91-110.
- Lu, W., Shi, X. & Lu, Z. (2024). A new two-step road extraction method in high resolution remote sensing images. *PLoS one*, 19(7), 305933.
- Lu, X. & Weng, Q. (2025). Deep learning-based road extraction from remote sensing imagery : Progress, problems, and perspectives. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 228, 122–140.
- Maboudi, M., Amini, J., Hahn, M. & Saati, M. (2016). Road network extraction from vhr satellite images using context aware object feature integration and tensor voting. *Remote Sensing, Multidisciplinary Digital Publishing Institute*, 8(8), 637.
- Mäenpää, T. & Pietikäinen, M. (2005). Texture analysis with local binary patterns. Dans *World Scientific, Handbook of pattern recognition and computer vision* (pp. 197–216).
- Maillard, P. & Cavayas, F. (1989). Automatic map-guided extraction of roads from SPOT imagery for cartographic database updating. *International Journal of Remote Sensing*, 10(11), 1775-1787.
- Mallat, S. G. (1989). Multiresolution signal decomposition : the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7), 674-693.

- Maurya, R., Gupta, P. & Shukla, A. S. (2011). Road extraction using k-means clustering and morphological operations. *IEEE International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, pp. 1–6.
- Maycock, J., Hennelly, B. M., McDonald, J. B., Frauel, Y., Castro, A., Javidi, B. & Naughton, T. J. (2007). Speckle reduction using the discrete Fourier filtering technique. *IEEE International Machine Vision and Image Processing Conference, IMVIP*, pp. 201–201.
- McKeown Jr, D. & Denlinger, J. (1988). Cooperative methods for road tracking in aerial imagery. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 662–672.
- Medeiros, F., Mascarenhas, N. & Costa, L. (2003). Evaluation of speckle noise MAP filtering algorithms applied to SAR images. *Taylor & Francis, International Journal of Remote Sensing*, 24(24), 5197–5218.
- Meer, P., Baugher, E. S. & Rosenfeld, A. (1987). Frequency domain analysis and synthesis of image pyramid generating kernels. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (4), 512–522.
- Memarsadeghi, N., Mount, D. M., Netanyahu, N. S. & Le Moigne, J. (2007). A fast implementation of the ISODATA clustering algorithm. *World Scientific, International Journal of Computational Geometry & Applications*, 17(01), 71–103.
- Mena, J. B. (2003). State of the art on automatic road extraction for GIS update : a novel classification. *Pattern Recognition Letters*, 24(16), 3037–3058.
- Mercer, J. (1909). Xvi. functions of positive and negative type, and their connection the theory of integral equations. *The Royal Society London, Philosophical transactions of the royal society of London. Series A, containing papers of a mathematical or physical character*, 209(441–458), 415–446.
- Meyer, F. (1979). *Cytologie Quantitative et Morphologie Mathématique*,. (Thèse de doctorat, École des Mines de Paris, France, 180 p.).
- Meyer, Y. (1990). *Ondelettes et Opérateurs*. Hermann, Paris.
- Migneault, F. C. (2017). *Conception de systèmes de classification pour la reconnaissance de visages à partir des modèles synthétiques et le suivi de trajectoire*. (Mémoire de maîtrise, Génie de la production automatisée, École de technologie supérieure, Montréal, Québec, Canada, 169 p.).
- Migneault, F. C. & Coulibaly, I. (2017). Urban road detection on high resolution satellite radar images for natural disaster emergency response. *Earth observation summit 2017, 38th Canadian symposium on remote sensing (CSRS), 17th Congress of the association québécoise de télédétection, 11th Advanced SAR (ASAR) Workshop, du 19-23 juin 2017, University of Quebec, Montréal, Canada*.

- Mikolajczyk, K. & Schmid, C. (2005). A performance evaluation of local descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(10), 1615-1630.
- Mnih, V. & Hinton, G. (2010). Learning to detect roads in high-resolution aerial images. *European Conference on Computer Vision*, pp. 210-223.
- Mo, S., Shi, Y., Yuan, Q. & Li, M. (2024). A survey of deep learning road extraction algorithms using high-resolution remote sensing images. *Sensors*, 24(5), 1708.
- Moravec, H. (1981). Rover visual obstacle avoidance. *Proceedings of the seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2, 785-790.
- Movaghathi, S., Moghaddamjoo, A. & Tavakoli, A. (2008). Using unscented Kalman filter for road tracing from satellite images. *IEEE Second Asia International Conference on Modeling ; Simulation, 13-15 May*, pp. 379-84.
- Muñoz-Marí, J., Bovolo, F., Gómez-Chova, L., Bruzzone, L. & Camp-Valls, G. (2010). Semi-supervised one-class support vector machines for classification of remote sensing data. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 48(8), 3188-3197.
- Neuenschwander, W., Fua, P. & Iverson, L. (1997). Ziplock snakes. *IEEE International Journal of Computer Vision*, 25(3), 191-201.
- Ojala, T., Pietikainen, M. & Maenpaa, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 971-987.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), 62-66.
- Oyallon, E. & Rabin, J. (2015). An analysis of the SURF method. *Image Processing On Line*, 5, 176-218.
- Paola, J. & Schowengerdt, R. (1995). A detailed comparison of backpropagation neural network and maximum-likelihood classifiers for urban land use classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(4), 981-996.
- Papoulis, A. & Pillai, S. U. (2002). *Probability, random variables, and stochastic processes*, (3th ed. p.49). Tata McGraw-Hill Education.
- Parker, J. A., Kenyon, R. V. & Troxel, D. E. (1983). Comparison of interpolating methods for image resampling. *IEEE Transactions on medical imaging*, 2(1), 31-39.
- Péchaud, M., Keriven, R. & Peyré, G. (2009). Extraction of tubular structures over an orientation domain. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009.*, pp. 336-342.

- Peng, T., Jermyn, I., Prinet, V. & Zerubia, J. (2008). Incorporating generic and specific prior knowledge in a multiscale phase field model for road extraction from VHR images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 1(2), 139-146.
- Perez, P., Blake, A. & Gangnet, M. (2001). Jetstream : Probabilistic contour extraction with particles. *Eighth IEEE International Conference on Computer Vision.*, 2, 524-531.
- Pierrot-Deseilligny, M., Le Men, H. & Stamon, G. (1993). Map understanding for GIS data capture : algorithms for road network graph reconstruction. *IEEE Proceedings of the Second International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, Tsukuba, Japon., pp. 676-679.
- Pigeon, L., Solaiman, B., Thompson, P. & Toutin, T. (1999). Remotely sensed images fusion for linear planimetric features extraction. *International Conference on Information Fusion, July 6-9, California*, pp. 199-206.
- Pisano, F. (2006). *The Role of Satellite observation in the Lebanese Crisis*. Repéré à : <http://www.divainternational.ch/spip.php>.
- Platt, J. C. (1999). fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. *Advances in kernel methods*, 185-208.
- Platt, J. C., Cristianini, N. & Shawe-Taylor, J. (2000). Large margin DAGs for multiclass classification. *Advances in neural information processing systems*, pp. 547-553.
- Poli, R. & Valli, G. (1996). An algorithm for real-time vessel enhancement and detection. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 52(1), 1-22.
- Puissant, A. & Weber, C. (2003). Les images à très haute résolution, une source d'information géographique en milieu urbain. *L'espace géographique*, 32(4), 345-356.
- Péteri, R. & Ranchin, T. (2004). Multiresolution Snakes for urban road extraction from Ikonos and Quickbird images. *Remote Sensing in Transition*, 69-76.
- Qiu, F., Berglund, J., Jensen, J. R., Thakkar, P. & Ren, D. (2004). Speckle noise reduction in SAR imagery using a local adaptive median filter. *GIScience & Remote Sensing*, 41(3), 244-266.
- 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), 601-605.
- Rathje, E. & Crawford, M. (2003). Earthquake damage identification using high-resolution satellite images from the 2003 Northern Algeria earthquake. *Workshop on application of remote sensing for disaster response*, Irvine, University of California.

- Rätsch, G., Schölkopf, B., Mika, S. & Müller, K.-R. (2000). *SVM and boosting : One class*. GMD-Forschungszentrum Informationstechnik.
- Rau, J., Chen, L.-C., Tseng, C., Wu, D.-H. & Xie, M.-H. (2005). Disaster detection and damage estimation using satellite imagery and land-use information. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'05.*, 5, 3607–3610.
- Rochery, M., Jermyn, I. & Zerubia, J. (2004). Gap closure in (road) networks using higher-order active contours. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 3, 1879-1882.
- Rochery, M., Jermyn, I. & Zerubia, J. (2006). Higher order active contours. *International Journal of Computer Vision*, 69(1), 27-42.
- Rockafellar, R. T. (1976). Augmented Lagrangians and applications of the proximal point algorithm in convex programming. *INFORMS, Mathematics of operations research*, 1(2), 97–116.
- Roux, M. (1992). *Recalage d'images multi-sources. Application au recalage d'une image SPOT et d'une carte*. (Thèse de doctorat, ENST, Département Image, Paris, Septembre, 160 p.).
- Roux, M. (1996). Automatic registration of SPOT images and digitized maps. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2, 625–628.
- Ruskoné, R. (1996). *Extraction automatique du réseau routier par interprétation locale du contexte*. (Thèse de doctorat, Université de Marne la Vallée, France, 160 p.).
- Saevarsson, B. B., Sveinsson, J. R. & Benediktsson, J. A. (2004). Combined wavelet and curvelet denoising of SAR images. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'04. Proceedings*, 6, 4235–4238.
- Sahar, M. & Alireza, M. (2008). Using Unscented Kalman Filter for Road Tracing From Satellite Images. *IEEE Second Asia International Conference on Modelling and Simulation (AICMS)*, pp. 379–384.
- Saito, K., Spence, R. & de C Foley, T. A. (2005). Visual damage assessment using high-resolution satellite images following the 2003 Bam, Iran, earthquake. *Earthquake Spectra*, 21(S1), 309–318.
- Samadzadegan, F. & Zarrinpanjeh, N. (2008). Earthquake destruction assessment of urban roads network using satellite imagery and fuzzy inference systems. *The international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 37(B8), 409-414.
- Sarkar, M., Yegnanarayana, B. & Khemani, D. (1997). A clustering algorithm using an evolutionary programming-based approach. *Elsevier Pattern Recognition Letters*, 18(10), 975–986.

- Sart, F., Inglada, J. & Bessis, J. (2003). The two emergencies of " El Salvador" in the frame of the international charter" space and major disasters". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'03.*, 3, 1543–1545.
- Schmid, C. & Mohr, R. (1997). Local grayvalue invariants for image retrieval. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(5), 530-535.
- Schölkopf, B., Platt, J. C., Shawe-Taylor, J., Smola, A. J. & Williamson, R. C. (2001). Estimating the support of a high-dimensional distribution. *Neural computation*, 13(7), 1443-1471.
- Secretariat, E. (2008). *International Charter Space and Major Disasters : Emergency On-Call Officer Procedure (2008), Document RSCSA-PR0418-F, Appendix A Scenario Guidelines.* Appendix A Scenario Guidelines.
- Senthilnath, J., Rajeshwari, M. & Omkar, S. (2009). Automatic road extraction using high resolution satellite image based on texture progressive analysis and normalized cut method. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 37(3), 351-361.
- Serendero, M. (2011). *Extraction d'informations symboliques en imagerie SPOT : réseaux de communications et agglomérations.* (Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia-Antipolis, France, 160 p.).
- 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.
- Shamsoddini, A. & Trinder, J. C. (2012). Edge-detection-based filter for SAR speckle noise reduction. *International journal of remote sensing*, 33(7), 2296–2320.
- Sharma, P., Kumar, R., Gupta, M. & Nayyar, A. (2024). A critical analysis of road network extraction using remote sensing images with deep learning. *Spatial Information Research*, 32(4), 485–495.
- Sheng, Y. & Xia, Z.-G. (1996). A comprehensive evaluation of filters for radar speckle suppression. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1996. IGARSS'96. 'Remote Sensing for a Sustainable Future.'*, International, 3, 1559–1561.
- Shi, W. & Zhu, C. (2002). The line segment match method for extracting road network from high-resolution satellite images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(2), 511-514.
- Shi, W., Miao, Z. & Debayle, J. (2014). An integrated method for urban main-road centerline extraction from optical remotely sensed imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(6), 3359–3372.

- Shi, X., Ling, H., Blasch, E. & Hu, W. (2012). Context-driven moving vehicle detection in wide area motion imagery. *IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 2512–2515.
- Smits, P., Dellepiane, S. & Schowengerdt, R. (1999). Quality assessment of image classification algorithms for land-cover mapping : A review and a proposal for a cost-based approach. *International journal of remote sensing*, 20(8), 1461–1486.
- Smola, A. J. & Schölkopf, B. (1998). On a kernel-based method for pattern recognition, regression, approximation, and operator inversion. *Algorithmica*, 22(1-2), 211–231.
- Spiric, N. (2011). *Technique d'analyse multi-résolution appliquée à l'extraction de routes à partir d'images satellitaires haute résolution*. (Mémoire de maîtrise, Génie de la production automatisée, École de technologie supérieure, Montréal, Québec, Canada, 131 p.).
- Sun, N., Feng, Y., Tong, X., Lei, Z., Chen, S., Wang, C., Xu, X. & Jin, Y. (2022). Road Network Extraction from SAR Images with the Support of Angular Texture Signature and POIs. *Remote Sensing*, 14(19), 4832.
- Takala, V., Ahonen, T. & Pietikäinen, M. (2005). Block-based methods for image retrieval using local binary patterns. *Springer, Scandinavian Conference on Image Analysis*, pp. 882–891.
- Tanzi, T. & D'argenlieu, P. (2013). *Risque et Valeur*. Paris, Hermes, Collection Sciences et technologies.
- Tanzi, T. & Delmer, F. (2006). *Ingénierie du risque*. Paris-France, Hermes, Collection Sciences et technologies.
- Tanzi, T. & Patrick, P. (2009). *Télécoms et ingénierie des risques*. Paris-France, Hermes, Collection Sciences et technologies.
- Taskin K., G., Musaoglu, N. & Ersoy, O. K. (2011). Damage assessment of 2010 Haiti earthquake with post-earthquake satellite image by support vector selection and adaptation. *American Society for Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 77(10), 1025–1035.
- Tax, D. (2001). *One-class classification ; Concept-learning in the absence of counterexamples*. *Ph. D thesis , ASCI Dissertation Series, 2001. 146 p.* (Thèse de doctorat, Delft University of Technology).
- Tax, D. (2013). Data description toolbox dd tools 2.0. 0. *Delft Univ. Technol., Delft, The Netherlands*.
- Tazieff, H. (1988). *La précision des séisme*. Mesnil-Sur l'Estrée, Hachette, 128p.

- Tiede, D., Lang, S., Fureder, P., Holbling, D., Hoffmann, C. & Zeil, P. (2011). Automated Damage Indication for Rapid Geospatial Reporting. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 77(9), 933-942.
- Tupin, F., Maître, H., Mangin, J.-F., Nicolas, J.-M. & Pechersky, E. (1998). Detection of linear features in SAR images : Application to road extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2), 434-453.
- Turetken, E., Benmansour, F., Andres, B., Pfister, H. & Fua, P. (2013). Reconstructing loopy curvilinear structures using integer programming. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1822–1829.
- Ulabay, F. T., Kouyate, F., Brisco, B. & Williams, T. L. (1986). Textural information in SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, (2), 235–245.
- Unnthorsson, R. (2003). Model selection in one class v-svms using rbf kernels. *Proc. of 16th Int. Cong. CAMADEM, 2003*, 1–11.
- Unsalan, C. & Sirmacek, B. (2012). Road network detection using probabilistic and graph theoretical methods. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(11), 4441–4453.
- Vapnik, V. (1995). *The nature of statistical learning theory*. Springer Verlag, New York.
- Vapnik, V. (1998). *Statistical learning theory*. John Wiley and Sons, Inc. New York.
- Veran, J. (1993). *Suivi de routes dans une image aérienne par filtrage de Kalman*. Rapport technique, ENST-Télécoms Paris.
- Vermaak, J., Lawrence, N. & Perez, P. (2003). Variational inference for visual tracking. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.*, 1, 773–780.
- Voigt, S., Kemper, T., Riedlinger, T., Kiefl, R., Scholte, K. & Mehl, H. (2007). Satellite Image Analysis for Disaster and Crisis-Management Support. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6), 1520-1528.
- Vosselman G., D. K. J. (1995). Road Tracking by Profile Matching and Kalman Filtering. *Automatic Extraction of Man-made Objects from Aerial and Space Images*, 1, 265–274.
- Wang, D., He, D., Wang, L. & Morin, D. (1996). L'extraction du réseau routier urbain à partir d'images SPOT HRV. *International Journal of Remote Sensing*, 17(4), 827-833.
- Wang, F. & Newkirk, R. (1988). A knowledge-based system for highway network extraction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 26(5), 525-531.
- Wang, J., Qin, Q., Zhao, J., Ye, X., Feng, X., Qin, X. & Yang, X. (2015a). Knowledge-based detection and assessment of damaged roads using post-disaster high-resolution remote sensing image. *Remote Sensing*, 7(4), 4948–4967.

- Wang, J., Song, J., Chen, M. & Yang, Z. (2015b). Road network extraction : A neural-dynamic framework based on deep learning and a finite state machine. *International Journal of Remote Sensing*, 36(12), 3144–3169.
- Wang, Y., Tian, Y., Tai, X. & Shu, L. (2006). Extraction of main urban roads from high resolution satellite images by machine learning. *7th Asian Conference on Computer Vision, Hyderabad, India, January 13-16*, pp. 236–245.
- 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. *IEEE 19th International Conference on Geoinformatics, June 24-26*, pp. 1–5.
- Wang, Y., Zhu, X. & Wu, B. (2019). Automatic detection of individual oil palm trees from UAV images using HOG features and an SVM classifier. *International Journal of Remote Sensing*, 40(19), 7356–7370.
- Wemmert, C., Puissant, A., Forestier, G. & Gancarski, P. (2009). Multiresolution remote sensing image clustering. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(3), 533–537.
- Wiedemann, C. (2003). External evaluation of road networks. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(3), 93–98.
- Wiedemann, C., Heipke, C., Mayer, H. & Hinz, S. (1998). Automatic extraction and evaluation of road networks from MOMS-2P imagery. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32, 285–291.
- Williams, D. & Shah, M. (1992). A fast algorithm for active contours and curvature estimation. *Image Understanding*, 55(1), 14–26.
- Xie, H., Pierce, L. E. & Ulaby, F. T. (2002). SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 40(10), 2196–2212.
- Xie, X. & Mirmehdi, M. (2007). TEXEMS : Texture exemplars for defect detection on random textured surfaces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(8), 1454–1464.
- Yogamangalam, R., Karthikeyan, B. et al. (2013). Segmentation techniques comparison in image processing. *International Journal of Engineering and Technology (IJET)*, 5(1), 307–313.
- Youness, G. & Saporta, G. (2003). Sur les Indices de Comparaison de Deux Classifications. *Proceedings SFC 2003, 10èmes rencontres de la Société Francophone de Classification*, (3), 362–368.
- Yu, G., Miao, Y., Li, P. & Bian, Z. (2005a). Multiscale vessel segmentation : A level set approach. *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications*, 701–709.

- Yu, G., Miao, Y., Li, P. & Bian, Z. (2005b). Multiscale vessel segmentation : A level set approach. *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*, pp. 701–709.
- Zhang, Q. & Couloigner, I. (2004). A framework for road change detection and map updating. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 35, 720-734.
- Zhang, T., Zhang, X., Ke, X., Liu, C., Xu, X., Zhan, X., Wang, C., Ahmad, I., Zhou, Y., Pan, D. et al. (2021). HOG-ShipCLSNet : A Novel Deep Learning Network with HOG Feature Fusion for SAR Ship Classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2(5).
- Zhang, Z., Jiang, R., Mei, S., Zhang, S. & Zhang, Y. (2019). Rotation-invariant feature learning for object detection in VHR optical remote sensing images by double-net. *IEEE Access*, 8, 20818–20827.
- Zhao, J. & You, S. (2012). Road network extraction from airborne LiDAR data using scene context. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2012*, pp. 9–16.
- Zheng, S., Liu, J., Shi, W. & Zhu, G. (2006). An automatic road segmentation algorithm using one-class SVM. *Geoinformatics 2006 : Remotely Sensed Data and Information*, 6419, 1–9.
- Zitová, B., Flusser, J. & Sroubek, F. (2002). Application of image processing for the conservation of the medieval mosaic. *IEEE International Conference on Image Processing.*, 3, 993–996.