



HAL
open science

Fusion d'images optique et radar à haute résolution pour la mise à jour de bases de données cartographiques

Vincent Poulain

► To cite this version:

Vincent Poulain. Fusion d'images optique et radar à haute résolution pour la mise à jour de bases de données cartographiques. Autre [cs.OH]. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, 2010. Français. NNT : 2010INPT0093 . tel-04275804

HAL Id: tel-04275804

<https://theses.hal.science/tel-04275804>

Submitted on 8 Nov 2023

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

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



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Institut National Polytechnique de Toulouse (INP de Toulouse)

Discipline ou spécialité : *Signal, Image, Acoustique et Optimisation*

Présentée et soutenue par *Vincent Poulain*

Le 22 Octobre 2010

Titre : *Fusion d'images optique et radar à haute résolution pour la mise à jour de bases de données cartographiques*

JURY

Mme. Florence Tupin

M. Jocelyn Chanussot

M. Philippe Bolon

Mme. Eléonore Wolff

M. Philippe Marthon

M. Jean-Yves Tournet

M. Jordi Inglada

M. Marc Spigai

Professeur, Télécom ParisTech

Professeur, ENSE3 Grenoble

Professeur, Polytech Annecy-Chambéry

Professeur, Université Libre de Bruxelles

Professeur, ENSEEIHT Toulouse

Professeur, ENSEEIHT Toulouse

Docteur, CESBIO-CNES, Toulouse

Thales Alenia Space, Toulouse

Rapporteur

Rapporteur

Examinateur

Examinateur

Directeur de thèse

Directeur de thèse

Co-Directeur de thèse

Co-Directeur de thèse

Ecole doctorale : *Mathématiques Informatique Télécommunication de Toulouse*

Unité de recherche : *Institut de Recherche en Informatique de Toulouse*

Directeur(s) de Thèse : *Philippe Marthon et Jean-Yves Tournet*

Résumé

Cette thèse se situe dans le cadre de l'interprétation d'images satellite à haute résolution, et concerne plus spécifiquement la mise à jour de bases de données (BD) cartographiques. En cartographie, les travaux actuels sont généralement mono-capteurs et les chaînes proposées dans la littérature sont souvent spécifiques à une application. De plus les informations externes ne sont que rarement prises en compte. Or ces informations, de type BD vecteur, cartes ou modèles numériques de terrain (MNT), sont aisément disponibles et peuvent faciliter l'interprétation d'une scène. Pour faire progresser l'état actuel, il est intéressant de prendre en compte des données multi-capteurs, afin d'exploiter la complémentarité entre capteurs optique et radar, ainsi que d'intégrer des données exogènes dans la chaîne de traitement, qui permettent une analyse plus riche et plus performante de la scène.

Ainsi le but de ce travail de recherche est de bâtir une chaîne de traitement générique afin de créer ou mettre à jour des BDs cartographiques. D'abord la chaîne doit pouvoir intégrer des données multi-capteurs. Nous nous intéressons en particulier aux capteurs optique et radar à synthèse d'ouverture (RSO). Ensuite la chaîne doit pouvoir aisément évoluer, être améliorable, adaptable à d'autres applications sans nécessiter de modification structurelle importante. Enfin elle doit prendre en compte des images ainsi que des données exogènes, de type BD vecteur.

Nous focalisons notre étude sur le milieu urbain, plus ou moins dense. Dans ce type de scène, et en haute résolution, les principaux objets d'intérêt pour la cartographie sont les bâtiments et les routes. La gamme de résolution envisagée est de 60cm jusqu'à 3m pour les images optiques, et autour de 1m pour les images RSO. Une BD peut être disponible

en entrée de la chaîne, dans ce cas le travail consiste à la mettre à jour. Dans le cas contraire le but est de créer une BD cartographique.

En fonction des données disponibles, différents scénarios sont envisagés. Le cas idéal est la présence d'une image optique multispectrale à une résolution de 70cm (de type Pléiades ou Quickbird), d'une image RSO de résolution 1m (de type TerraSAR-X ou Cosmo-Skymed), ainsi qu'une BD vecteur à mettre à jour. Cependant d'autres cas sont possibles, plus défavorables, comme par exemple uniquement une image optique (panchromatique ou multispectrale) de résolution plus ou moins précise (entre 60cm et 3m), ou bien uniquement une image RSO, avec ou sans informations externes. Le but est d'exploiter au mieux les informations disponibles sur une scène pour créer ou mettre à jour une BD.

La chaîne de traitement mise en place se compose de deux étapes. Dans un premier temps, la BD (si disponible) est vérifiée. Dans cette étape nous cherchons les objets qui doivent être retirés de la BD. La seconde étape consiste à rechercher dans les images de nouveaux objets à ajouter dans la BD. Pour réaliser cette dernière étape, d'une part des hypothèses de bâtiments sont extraites de l'image optique par une segmentation. D'autre part des algorithmes automatiques d'extraction de route permettent de générer des hypothèses de route à partir des images optique et radar.

Afin de déterminer si un objet considéré est un élément devant être présent dans la BD, nous identifions les caractéristiques de chaque objet (route ou bâtiment) dans les images disponibles (optique et/ou radar). Ainsi nous caractérisons les objets d'intérêt par des critères géométriques (par exemple parallélisme avec des contours linéaires), radiométriques (comme l'absence de végétation, une radiométrie homogène) et contextuels (présence d'ombre projetée, ...). Des descripteurs sont mis en place afin de déterminer dans quelle mesure chaque objet vérifie ces critères. Un objet est donc caractérisé par un vecteur contenant les scores de chaque descripteur. Ensuite les scores sont fusionnés dans le cadre de la théorie de Dempster-Shafer. Cette théorie peut être vue comme une généralisation de la théorie bayésienne. Elle a pour avantages de permettre une modélisation aisée de l'imprécision des sources d'information et présente la possibilité d'intégrer facilement de nouveaux descripteurs dans la chaîne de traitement. Après la fusion, un

score est obtenu pour chaque objet considéré, qui sera intégré dans la BD ou rejeté en fonction de la valeur de ce score.

Dans le cas des routes, en considérant leur organisation en réseau, une méthode de liaison des tronçons acceptés a été mise en place, basée sur des contours actifs. Les contours actifs sont des contours déformables contraints à la fois par leur forme (énergie interne) et par un terme d'attache aux données (énergie externe). Dans notre approche nous utilisons le score du contour actif après fusion des descripteurs comme terme d'attache aux données.

La chaîne de traitement est évaluée pour différents scénarios (image optique panchromatique ou multispectrale, de résolution 70cm ou 2.5m et/ou image RSO de résolution 1m). L'évaluation concerne à la fois la vérification des BDs route et bâtiment et la détection de nouveaux objets. Les résultats présentés dans cette thèse illustrent l'intérêt d'une fusion multi-capteurs. De plus l'intégration aisée de nouveaux descripteurs permet à la chaîne d'être améliorable et adaptable à d'autres objets. Une utilisation opérationnelle de la chaîne est envisageable car la méthode est relativement peu coûteuse en temps de calcul et peut permettre la mise à jour de BD automatiquement pour les cas correspondant au modèle mis en place, tout en alertant un opérateur humain pour traiter manuellement les cas complexes.

Abstract

This work takes place in the framework of high resolution remote sensing image analysis. It focuses on the issue of cartographic database (DB) creation or updating, and more precisely on built-up areas. In cartographic applications, most current studies are specific to one sensor in single mode. Moreover ancillary information is rarely used. However, this information (like a vector DB, a map or a digital terrain model) can be easily available and can be helpful for the scene interpretation. Consequently, the integration of exogenous data and multi-sensor images in a processing chain is interesting to allow a more accurate scene understanding.

The goal of this work is to build a generic processing chain to update or create a cartographic DB. First, the chain must be able to integrate multi-sensor data. We consider mainly optical and SAR sensors. Then, the chain must be able to integrate easily new features, for instance to be adaptable to other applications without requiring significant structural changes. Finally, it must deal with images and ancillary data, like a vector DB.

Our study focuses on built-up areas. In this kind of scene, in high resolution imagery, objects of interest for cartography are mainly buildings and roads. The image resolution range considered is from 60cm up to 3m for optical images, and around 1m for SAR images. A DB can be available at the input of the chain. In this case, the problem under study reduces to DB updating. If no DB is present, the goal of the work is precisely to create one DB.

According to available data, various scenarios are foreseen. The ideal case is the availability of an optical multispectral image with a resolution around 70cm (Pleiades

or Quickbird), a 1m resolution SAR image (like TerraSAR-X or Cosmo-Skymed), and a vector DB that should be updated. However, other (less optimistic) scenarios of input data are foreseen to be processed by the chain. For instance the use of a single optical or SAR image, or an optical image at a lower resolution (SPOT-5 for instance) or panchromatic, with or without DB as prior information. The goal is to exploit at best available data to update/create the DB.

The proposed processing chain is composed of two steps. First, if a DB is available, the presence of each DB object is checked in the images. In this step, we look for objects that should be removed from the DB. The second step consist of looking for new objects that should be included in the DB. This step requires the creation of object hypotheses. Hypotheses of buildings are provided by a segmentation of the optical image. For roads, we use automatic road extraction algorithms that provide road hypotheses from optical and SAR images.

To determine if an object should be present in the updated DB, relevant features are extracted from images in the neighborhood of the considered object. Those features are based on characteristics of roads and buildings in SAR and optical images. The object removal/inclusion in the DB is based on a score obtained by the fusion of features in the framework of the Dempster-Shafer evidence theory. The framework can be seen as a generalization of the Bayesian theory, able to model easily the feature imprecision.

For road processing, we have developed a method of section linking which exploits the structure of roads organized as a network. considering their structure organized as a network, a method of section linking was developped. The proposed section linking strategy is based on active contours (snakes). Active contours are deformable contours, constrained both by their shape (internal energy) and by a data fitting term (external energy). In our approach, the data fitting term comes from the score computed after feature fusion.

The processing chain is evaluated for various scenarios (panchromatic or multispectral optical image, with a resolution of 70cm or 2.5m and/or a 1m resolution SAR image).

The evaluation is performed for the DB verification and for the detection of new roads and buildings. Results highlight the interest of multi sensor fusion. Moreover the chosen framework allows the easy integration of new features. Consequently the chain can be improved by including other relevant features. It can also be adapted to process other objects. An operational use of the chain can be foreseen. Indeed, the method requires low computation time and can process automatically cases corresponding to the implemented model, while it can alert a human operator to manually process more complex cases.

Table des matières

Résumé	iii
Abstract	vii
1 Introduction	1
1.1 Objectif général	1
1.2 Organisation du document et contributions	2
1.3 Liste des travaux	4
2 Problématique	7
2.1 Introduction et contexte général	7
2.2 Types de données	8
2.3 Applications	10
2.4 Jeux de données	11
2.5 Travaux sur l'interprétation d'images en milieu urbain	18
2.6 Méthode proposée	19
3 Extraction d'informations	23
3.1 Génération d'hypothèses d'objets	23
3.2 Caractéristiques des objets d'intérêt	35
3.3 Calcul des descripteurs	38
4 Fusion d'informations	59
4.1 Introduction et état de l'art	59
4.2 SVM à une classe	61

4.3	Théorie des croyances de Dempster-Shafer	62
4.4	Exemple de fusion par la théorie de Dempster-Shafer	80
4.5	Conclusion	83
5	Post-traitements	85
5.1	Bâtiments	85
5.2	Routes	87
6	Résultats	93
6.1	Données et méthodes d'évaluation de la chaîne de traitement	93
6.2	Évaluation de l'étape de vérification de la BD	97
6.3	Évaluation de la détection de nouveaux objets	115
6.4	Évaluation de la chaîne de traitement complète	125
7	Conclusion et perspectives	133
7.1	Conclusion	133
7.2	Perspectives	134

Table des figures

2.1	Image optique multispectrale simulation Pléiades sur Toulouse	13
2.2	Image TerraSAR-X sur Toulouse	14
2.3	Base de données OpenStreetMap à différentes dates sur Haïti	15
2.4	Image QuickBird sur Haïti	16
2.5	Image TerraSAR-X sur Haïti	17
2.6	Chaîne de traitement proposée	21
3.1	Chaîne de traitement - étape de génération d'hypothèses d'objets	24
3.2	Hypothèses de routes générées à partir de l'image optique	27
3.3	Hypothèses de routes générées à partir de l'image RSO	28
3.4	Hypothèses de routes générées à partir de l'image RSO projetées sur l'im- age optique	29
3.5	Évaluation des hypothèses de routes	29
3.6	Segmentation avec un rayon spectral de 10	31
3.7	Segmentation avec un rayon spectral de 20	32
3.8	Segmentation avec un rayon spectral de 40	33
3.9	Segmentation avec un rayon spectral de 80	34
3.10	Caractérisation des bâtiments dans les images optique et RSO	36
3.11	Caractérisation des routes dans les images optique et RSO	36
3.12	Chaîne de traitement - étape de calcul des descripteurs	39
3.13	Contours projetés sur l'image optique (a) et carte de distance de Daniels- son (b)	41
3.14	Masque des ombres (en bleu) projeté sur l'image optique panchromatique	43
3.15	Schématisation de l'algorithme utilisé pour la mise en place du descripteur <i>Présence d'ombre projetée</i>	44

3.16	Segments de ligne (en rouge) projetés sur l'image optique panchromatique	46
3.17	Méthode de vérification de présence de contours linéaires à proximité de l'hypothèse de bâtiment	47
3.18	Image représentant le NDVI de l'image 2.1 (a), et masque de végétation superposé à l'image optique (b)	49
3.19	Distance spectrale entre l'image 2.1 et la valeur spectrale de référence pour le matériau "tuile"	51
3.20	Schématisation d'un bâtiment en imagerie RSO	52
3.21	Représentation des zones tampons layover et ombre	53
3.22	Bâtiments projetés sur l'image RSO	54
3.23	Distance spectrale entre l'image 2.1 et la valeur spectrale de référence pour le matériau "asphalte"	56
3.24	Schématisation des régions autour des polygones de route	56
3.25	Groupes de bâtiments	58
4.1	Chaîne de traitement - étape de fusion	60
4.2	Schéma illustrant l'algorithme One-Class SVM	62
4.3	Histogramme représentant le descripteur <i>Contours linéaires</i>	66
4.4	Histogramme représentant le descripteur <i>Présence d'ombre projetée</i>	67
4.5	Histogramme représentant le descripteur <i>Proximité de contours</i>	67
4.6	Histogramme représentant le descripteur <i>Absence de végétation</i>	68
4.7	Histogramme représentant le descripteur <i>Radiométrie tuile</i>	68
4.8	Histogramme représentant le descripteur <i>Contraste RSO</i>	69
4.9	Modèle d'imprécision des descripteurs pour la chaîne traitant les bâtiments	71
4.10	Histogramme représentant le descripteur <i>Contours linéaires</i>	73
4.11	Histogramme représentant le descripteur <i>Absence d'ombre projetée</i>	73
4.12	Histogramme représentant le descripteur <i>Absence de végétation</i>	74
4.13	Histogramme représentant le descripteur <i>Bande d'asphalte</i>	74
4.14	Histogramme représentant le descripteur <i>Route dans l'image RSO</i>	75
4.15	Modèle d'imprécision des descripteurs pour la chaîne traitant les routes	77
4.16	Modèle de fonctions de masse	78
4.17	Fonctions de masse optimisées pour le descripteur <i>Proximité de contours</i>	79
4.18	Fonctions de masse optimisées pour le descripteur <i>Absence de végétation</i>	80

4.19	Modèle d'imprécision simplifié avec deux descripteurs	82
5.1	Chaîne de traitement - étape de post-traitements	86
5.2	Illustration de la méthode de synthèse des bâtiments extraits par segmen- tations multi-niveaux	87
5.3	Illustration de la méthode d'initialisation des contours actifs	91
6.1	Évaluation des objets surfaciques	96
6.2	Évaluation des objets linéaires : mesure de l'exactitude	97
6.3	Évaluation des objets linéaires : mesure de la complétude	97
6.4	Évaluation de la vérification de la BD bâtiments au niveau objet, données sur Toulouse	99
6.5	Évaluation de la vérification de la BD bâtiments au niveau pixel, données sur Toulouse	100
6.6	Exemple de résultat de vérification de la BD bâtiments pour le scénario 1	101
6.7	Évaluation de la vérification de la BD bâtiments au niveau objet, données sur Haïti	105
6.8	Évaluation de la vérification de la BD bâtiments au niveau pixel, données sur Haïti	106
6.9	Évaluation de la vérification de la BD routes, données sur Toulouse	107
6.10	Exemple de résultat de vérification de la BD routes pour le scénario 1 . . .	108
6.11	Évaluation au niveau objet de la contribution des descripteurs pour la chaîne bâtiments	112
6.12	Évaluation au niveau pixel de la contribution des descripteurs pour la chaîne bâtiments	113
6.13	Évaluation de la contribution des descripteurs pour la chaîne routes	114
6.14	Évaluation de la détection de bâtiments au niveau objet, données sur Toulouse	117
6.15	Évaluation de la détection de bâtiments au niveau pixel, données sur Toulouse	118
6.16	Illustration des bâtiments détectés automatiquement	119
6.17	Évaluation de la détection de routes, données sur Toulouse	121
6.18	Détection de routes - Scénario 1 - Exactitude=0.60 Complétude=0.69 . . .	122
6.19	Détection de routes - Scénario 2 - Exactitude=0.60 Complétude=0.58 . . .	123

6.20	Détection de routes - Scénario 3 - Exactitude=0.57 Complétude=0.15 . . .	124
6.21	Scores attribués aux routes de la BD projetées sur l'image optique	127
6.22	Bâtiments en sortie de la chaîne de traitement, projetés sur l'image optique	129
6.23	Routes en sortie de la chaîne de traitement, projetées sur l'image optique .	131
6.24	Routes après les post-traitements, projetées sur l'image optique	132

Liste des tableaux

3.1	Descripteurs pour les bâtiments	37
3.2	Descripteurs pour les routes	37
4.1	Ensembles focaux issus de la fusion entre les deux descripteurs	81
6.1	Scénarios testés pour le jeu de données sur Toulouse	94
6.2	Scénarios testés pour le jeu de données sur Haïti	94
6.3	Résultats détaillés pour la chaîne de traitement des bâtiments	104
6.4	Résultats détaillés pour la chaîne de traitement des routes	110
6.5	Scénarios testés pour la détection de bâtiments pour le jeu de données sur Toulouse	116
6.6	Scénarios testés pour la détection de routes pour le jeu de données sur Toulouse	120

CHAPITRE 1

Introduction

Sommaire

1.1	Objectif général	1
1.2	Organisation du document et contributions	2
1.3	Liste des travaux	4

1.1 Objectif général

Cette thèse se situe dans le cadre de l'interprétation d'images. Parmi les nombreuses applications pour lesquelles l'analyse de scène à haute résolution présente un intérêt, la mise à jour de cartographie est celle qui recouvre le spectre thématique le plus large. De plus les satellites imageurs peuvent couvrir de larges zones de façon régulière, ce qui garantit la disponibilité de données pour la cartographie. En cartographie, les travaux actuels sont généralement mono-capteurs, par exemple en considérant un capteur optique ou radar à synthèse d'ouverture (RSO). C'est à dire qu'ils cherchent à extraire de l'information dans un type d'image donné. De plus les chaînes proposées dans la littérature sont souvent spécifiques à une application, comme par exemple l'extraction de bâtiment, ou l'extraction de route. Avec par conséquent la nécessité de modifier en profondeur la chaîne pour l'adapter à une autre application. Enfin les informations externes ne sont que rarement prises en compte. Or ces informations, de type base de données (BD), carte ou modèle numérique de terrain (MNT), sont aisément disponibles et peuvent faciliter l'interprétation d'une scène. Pour faire progresser l'état actuel des chaînes de traitement d'images, il est intéressant de prendre en compte des données multi-capteurs. Ainsi nous pouvons tirer profit de la complémentarité entre capteurs, comme mentionné au paragraphe 2.2. La prise en compte de données externes est également une amélioration importante pour l'analyse de scène, afin d'utiliser le maximum d'informations disponibles

sur la zone d'étude. Ainsi le but de ce travail de recherche est de bâtir une chaîne de traitement générique. D'abord la chaîne doit pouvoir intégrer des données multi-capteurs. Nous nous intéressons en particulier aux capteurs optique et RSO, afin d'exploiter leur complémentarité. Ensuite la chaîne doit pouvoir aisément évoluer, être améliorable, adaptable à d'autres applications sans nécessiter une modification en profondeur. Enfin elle doit prendre en compte des images ainsi que des données exogènes, de type BD vecteur. En effet en France une base de donnée de type BDTopo de l'IGN est disponible sur tout le territoire et peut aider à l'analyse d'images. Il existe également des données disponibles sur internet, comme le projet OpenStreetMap¹, recensant le réseau routier dans le monde entier. Nous focalisons notre étude sur le milieu urbain, plus ou moins dense. Dans ce type de scène, et en haute résolution, les principaux objets d'intérêt pour la cartographie sont les bâtiments et les routes. La gamme de résolution envisagée va de 60cm à 3m en optique, et autour de 1m en RSO. En fonction des données disponibles, différents scénarios sont envisagés. Le cas idéal est la présence d'une image optique multispectrale à une résolution de 70cm (de type Pléiades ou Quickbird), d'une image RSO de résolution 1m (de type TerraSAR-X ou Cosmo-SkyMed), ainsi qu'une BD vecteur à mettre à jour. Cependant d'autres cas sont possibles, plus défavorables, comme par exemple uniquement une image optique (panchromatique ou multispectrale) de résolution plus ou moins précise (entre 70cm et 3m), ou bien juste une image RSO, avec ou sans informations externes.

1.2 Organisation du document et contributions

Le chapitre 2 expose le contexte général de la thèse, en développant les concepts de base de l'interprétation d'images. Le problème est détaillé et une chaîne de traitement est proposée. Un état de l'art en rapport avec cette chaîne de traitement permet de mettre en relation cette thèse avec les travaux existants. Enfin nous détaillons dans ce chapitre les différents jeux de données utilisés pour tester nos algorithmes. La principale contribution de ce chapitre est la proposition d'une chaîne de traitement générique, capable d'intégrer des images satellites de capteurs différents ainsi que des données externes de type

1. <http://www.openstreetmap.org>

base de données cartographique.

Le chapitre 3 est consacré aux méthodes d'extraction d'informations utilisées pour caractériser les objets d'intérêt dans les différents types d'images. Nous verrons dans un premier temps comment des hypothèses d'objets sont générées à partir des images dans le cas où l'on recherche des objets en dehors de la BD. Ensuite nous étudierons comment les objets sont traités afin de leur attribuer un score permettant de les ajouter/retirer d'une BD cartographique. L'originalité de ce chapitre réside dans la mise en place d'algorithmes de traitements d'image permettant d'attribuer des scores à un objet par rapport à certains critères. Bien que nous cherchons à nous appuyer autant que possible sur l'existant, nous avons dû développer des algorithmes originaux afin d'implanter certains descripteurs.

Le chapitre 4 évoque un panorama général des méthodes de fusion de données, et en particulier la fusion par la théorie des croyances. Cette théorie est comparée à d'autres méthodes. Ce chapitre permet d'expliquer en quoi le cadre de la théorie des croyances de Dempster-Shafer est tout à fait adapté à notre problème.

Le chapitre 5 présente des traitements pouvant être effectués sur les objets à la fin de la chaîne de traitement, avant leur ajout dans la BD. Cette partie détaille les méthodes utilisées afin d'adapter les différents objets à la BD. Dans un objectif de généralité, les objets (routes et bâtiments) ont été traités de façon similaire, or ils présentent certaines spécificités liées à leurs natures différentes. La principale contribution de ce chapitre est l'utilisation de contours actifs pour relier les routes avec une énergie externe basée sur le score des objets après fusion.

Dans le chapitre 6 nous étudierons en détail les résultats de la chaîne de traitement. Nous utiliserons les différents jeux de données disponibles pour tester et évaluer nos algorithmes. Nous évaluerons à la fois la vérification des bases de données et la détection de nouveaux objets.

Enfin le chapitre 7 conclura ce travail et évoquera les perspectives.

1.3 Liste des travaux

1.3.1 Publications dans des conférences

V. Poulain, J. Inglada and M. Spigai, "High Resolution Remote Sensing Image Analysis with Exogenous Data : A Generic Framework", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'08)*, Boston, Massachusetts, USA, July 6-11, 2008.

V. Poulain, J. Inglada, M. Spigai, J.Y. Tourneret and P. Marthon, "Fusion of high resolution optical and SAR images with vector data bases for change detection", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'09)*, CapeTown, South Africa, July 12-17, 2009.

J.Y. Tourneret, V. Poulain, M. Chabert and J. Inglada, "Similarity measure between vector data bases and optical images for change detection", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'09)*, CapeTown, South Africa, July 12-17, 2009.

V. Poulain, J. Inglada, M. Spigai, J.Y. Tourneret et P. Marthon, "Utilisation d'images satellites haute résolution optique et radar pour la mise à jour de bases de données cartographiques", *Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images (GRETSI'09)*, Dijon, France, Septembre 8-11, 2009.

V. Poulain, J. Inglada, M. Spigai, J.Y. Tourneret and P. Marthon, "High resolution optical and SAR image fusion for road database updating", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'10)*, Honolulu, Hawaii, USA, July 25-30, 2010.

M. Chabert, V. Poulain, J.Y. Tourneret and J. Inglada, "Logistic regression for detecting changes between databases and remote sensing images", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'10)*, Honolulu, Hawaii, USA, July 25-30, 2010.

1.3.2 Article de journal

V. Poulain, J. Inglada, M. Spigai, J.Y. Tourneret and P. Marthon, "High resolution optical and SAR image fusion for building database updating", *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2e révision en cours, 2010.

1.3.3 Présentations dans des ateliers

V. Poulain, "High resolution remote sensing image analysis with exogenous data", *ORFEO Methodology meeting*, Paris, France, January 2008.

V. Poulain, "High resolution remote sensing image analysis with exogenous data", *8th DLR-CNES Workshop Information Extraction and Scene Understanding for Meter Resolution Images*, Toulouse, France, October 2008.

V. Poulain, "Fusion d'images optique et radar dans le cadre de la théorie de Dempster-Shafer pour la mise à jour de bases de données cartographiques", *Journée GdR ISIS - CCT TSI - Reconnaissance d'objets en imagerie spatiale*, Paris, France, 7 mai 2010.

CHAPITRE 2

Problématique

Sommaire

2.1	Introduction et contexte général	7
2.2	Types de données	8
2.3	Applications	10
2.4	Jeux de données	11
2.5	Travaux sur l'interprétation d'images en milieu urbain	18
2.6	Méthode proposée	19

2.1 Introduction et contexte général

Ces dernières années, l'observation de la Terre depuis l'espace s'est considérablement développée, comme l'atteste la grande quantité de satellites imageurs mis sur orbite. Des applications multiples et variées découlent des données produites par ces capteurs. Ce travail de recherche se situe dans le cadre de l'interprétation d'images, dont l'objectif est d'extraire de l'information à partir de données de télédétection afin de comprendre au mieux la scène sous-jacente pour une application donnée. Plus spécifiquement, ce travail s'inscrit dans le développement de méthodes destinées à faciliter l'utilisation d'images spatiales, et en particulier de préparer l'arrivée de la haute résolution et de grands volumes de données. En effet en 2001 un programme de coopération fut mis en place entre la France et l'Italie pour développer ORFEO, un système dual d'observation de la Terre à résolution métrique : l'Italie est en charge du développement de la composante radar COSMO-SkyMed et la France de celle de la composante optique Pléiades¹. De nombreux capteurs à haute résolution sont désormais disponibles, comme par exemple QuickBird, GeoEye ou encore WorldView en optique, et TerraSAR-X ou RADARSAT-2 en radar. Ces capteurs sont particulièrement adaptés à des applications cartographiques en milieu

1. <http://smc.cnes.fr/Pleiades/Fr/>

urbain grâce à leurs performances en terme de résolution. Des satellites plus anciens comme SPOT-5 produisent également des données utilisables en cartographie malgré une résolution moins précise (2.5m). Il est d'ailleurs prévu que la famille SPOT s'agrandisse, les satellites SPOT-6 et SPOT-7 étant en développement, avec une résolution de 2m. La cartographie en milieu urbain dense peut se révéler complexe avec des images possédant cette gamme de résolution. La disponibilité de ce type d'images rend la fusion de données intéressante, le but étant d'utiliser ces images avec des images RSO afin d'exploiter la complémentarité de ces capteurs.

2.2 Types de données

Les satellites d'observation de la Terre se classent en deux catégories : les capteurs actifs et les capteurs passifs. Ces deux types de capteurs mesurent la quantité d'énergie réfléchiée par la Terre dans une certaine bande de fréquence. Ils se distinguent par la source de l'énergie réfléchiée. Ces capteurs présentent une complémentarité qu'il est intéressant d'exploiter pour l'interprétation de scène. Dans le cadre de ce travail de recherche, nous envisageons également l'utilisation de données externes. Ces données peuvent être disponibles sur certaines scènes, et il est intéressant de pouvoir en tenir compte pour améliorer l'analyse de scène.

2.2.1 Capteurs optiques passifs

Les capteurs passifs mesurent la quantité d'énergie issue d'une source extérieure. Ainsi les satellites d'observation de la Terre disposant de capteurs optiques (satellites SPOT, Pléiades, Quickbird, GeoEye,...) utilisent la lumière du soleil comme source d'illumination de la scène, dans des bandes spectrales qui vont du visible à l'infrarouge thermique. Selon les bandes utilisées, le capteur peut être panchromatique, multispectral, ou hyperspectral. Leur interprétation est aisée, cependant ce type de capteur présente une dépendance temporelle (acquisition d'images impossible de nuit) et météorologique (la présence de nuage masque la scène). Ces images nécessitent donc des conditions favorables pour être acquises. Ainsi, dans une situation d'urgence, il est possible que de telles données ne soient pas disponibles dans de brefs délais.

Dans le cadre de cette thèse, nous utilisons des images optique à haute résolution. La

gamme de résolution se situe de 60cm (capteur de type QuickBird) jusqu'à 2.5m (capteur de type SPOT-5).

2.2.2 Capteurs actifs

Les capteurs actifs émettent un signal et enregistrent le signal réfléchi par la surface terrestre. Leur interprétation est plus complexe que pour les capteurs optiques passifs, cependant ils peuvent être utilisés de jour comme de nuit et quelles que soient les conditions météorologiques. Selon le capteur, différentes bandes de fréquence peuvent être utilisées pour émettre le signal. Les bandes spectrales les plus couramment utilisées sont les bandes L (1 GHz), C (5 GHz) et X (9 GHz). Différentes caractéristiques de la scène observée seront mises en évidence selon la bande utilisée.

Les images RSO permettent de mettre en évidence la géométrie des cibles, mais également leurs caractéristiques de rétrodiffusion. Le paramètre essentiel des objets observés est la surface équivalente de rétrodiffusion. L'interprétation des images RSO doit tenir compte des connaissances a priori sur les surfaces équivalentes des différents objets pouvant composer la scène observée.

Pour notre travail d'identification de routes et de bâtiments en milieu urbain, nous considérons des images RSO d'une résolution proche de 1m. Des résolutions moins bonnes rendent l'identification d'objets dans des scènes urbaines très difficiles. De plus, plusieurs capteurs RSO récents possèdent une résolution maximale de 1m, comme TerraSAR-X, Cosmo-Skymed ou Radarsat-2. De nombreuses images peuvent par conséquent être disponibles pour notre application.

2.2.3 Données externes

Les données externes envisagées sont toutes les informations dont nous disposons sur la position des objets d'intérêt dans une scène donnée. D'un point de vue général, ces informations externes peuvent être des bases de données vecteur, des modèles numériques de terrain (MNT), des cartes scannées,... Toutes ces informations peuvent être utiles pour l'interprétation d'images en milieu urbain. De plus elles peuvent être aisément disponibles sur une scène donnée. Ainsi, le MNT SRTM² propose en accès libre des données à une

2. <http://www2.jpl.nasa.gov/srtm/>

résolution de 30m pour 80% des terres émergées. Dans notre étude, nous nous concentrons sur les données externes disponibles sous forme de BD vectorielles contenant la position des objets d'intérêt. Ces bases de données peuvent être anciennes et non à jour. Toutefois les objets étudiés (routes et bâtiments) étant relativement stables temporellement (les routes et les bâtiments présentent peu de changements au cours du temps), ces données constituent une source d'information intéressante à utiliser. Ces données peuvent provenir de sources diverses. En France, l'IGN propose la base de données BD TOPO³ de résolution métrique. Elle contient entre autres la position des routes et des bâtiments, au format shapefile ou DXF. Certaines villes éditent également des bases de données urbaines (BDU) contenant des informations similaires. Au niveau mondial, le projet OpenStreetMap fournit librement des cartes. Ces cartes sont créées et mises à jour par les utilisateurs, soit à partir d'images satellites, soit en utilisant des récepteurs GPS. Les données sont plus ou moins exhaustives selon la région considérée. Les données représentées sur ces cartes sont principalement les routes. Cependant des données sur la position des bâtiments sont fréquemment disponibles également.

2.3 Applications

Les applications des images satellitaires sont très vastes. Ainsi les principales applications⁴ sont :

- Littoral : Gestion et surveillance des surfaces océaniques et des régions côtières. Suivi de l'érosion des côtes, du développement des algues toxiques, cartographie des récifs coralliens.
- Gestion des risques : détection des dégâts (en cas d'inondations, d'incendies, de tremblements de terre, de tempêtes, ...). Utilisation conjointe des satellites optique et radar, qui fournissent des informations complémentaires. Mise en place de cartes de changements abrupts.
- Cartographie : Création de bases de données cartographiques, mise à jour de cartes.
- Géophysique : Analyse des déformations de terrain, des failles. Volcanologie, glaciologie, sismique.

3. <http://professionnels.ign.fr/ficheProduitCMS.do?idDoc=5287265>

4. http://smsc.cnes.fr/PLEIADES/Fr/GP_applications.htm

- Hydrologie : prédiction d'inondations, analyse de l'écosystème maritime, qualité de l'eau, réseaux hydrographiques.
- Forêt : inventaires et cartographie forestière, gestion et évolution des forêts.
- Agriculture : occupation du sol, caractérisation des cultures et du sol, géométrie des champs.
- Milieu urbain : étude de l'évolution des zones urbaines, cartographie des routes et des bâtiments, estimation des hauteurs des bâtiments.
- Défense : détection d'objets, surveillance de territoires, renseignement.

Les capteurs permettant une revisite régulière des mêmes sites peuvent être utilisés pour de la détection de changements multi-date, pour le suivi des cultures agricoles. Les capteurs de faible résolution mais capables de couvrir une scène large sont utilisés pour le suivi de l'occupation des sols, par exemple pour la gestion des ressources naturelles (caractérisation du développement du tissu urbain, de l'évolution de la déforestation).

Les applications possibles résultant de l'analyse d'images satellitaires sont de plus en plus vastes, grâce à l'amélioration constante des capteurs en terme de résolutions spatiale et spectrale et de fréquence de revisite.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons en particulier aux applications de l'imagerie satellitaire concernant la cartographie en milieu urbain.

2.4 Jeux de données

Dans le cadre de notre étude, nous disposons de différents jeux de données, utilisés pour tester la chaîne de traitement mise en place. L'étude se portant en milieu urbain, et consistant à mettre à jour des BD de routes et de bâtiments, nous avons choisi des zones urbanisées, contenant une forte densité de routes et de bâtiments. Enfin, nous utilisons des zones sur lesquelles nous disposons des données nécessaires pour tester les différents scénarios envisagés.

Le premier jeu de données considéré a été acquis sur une zone péri-urbaine de Toulouse. Pour cette zone, nous disposons d'une image optique multispectrale de type Pléiades simulée, acquise le 17 septembre 2004 par le capteur aéroporté PELICAN⁵. Cette image est de taille 1400 × 1400 pixels. Elle est représentée sur la figure 2.1. Nous disposons

5. <http://aca2007.onera.fr/About%20the%20Pelican%20optical%20camera.htm>

sur la ville de Toulouse d'une image TerraSAR-X en mode SpotLight (1m de résolution pour une surface de 5×10 km). Nous avons extrait de cette image la zone correspondant à l'image optique disponible. Nous obtenons l'image RSO représentée sur la figure 2.2. Cette image est de taille 1650×1500 pixels. Enfin nous disposons de la base de données BDTopo⁶ de l'IGN pour cette zone. Cette BD est composée de données vecteur, et fournit entre autre de façon exhaustive la position des routes et des bâtiments sur la scène étudiée. Cette scène contient 280 bâtiments, et un réseau routier conséquent. Dans le but de tester différents scénarios, nous avons créé une image optique de cette zone à une résolution de 2.5m en ré-échantillonnant l'image optique de type Pléiades. Nous sommes par conséquent capables de traiter différents scénarios, utilisant comme image optique une image multispectrale ou panchromatique, à une résolution de 70cm ou de 2.5m, ainsi qu'éventuellement une image RSO à 1m de résolution, dans le but de créer une BD, ou de mettre à jour une BD partielle ou erronée.

Le second jeu de données utilisé a été acquis sur Haïti. Suite au tremblement de terre du 12 janvier 2010, la Charte Internationale "Espace et Catastrophes Majeures"⁷ a été déclenchée sur la zone sinistrée⁸. Cette activation a permis de disposer de données satellites multi-capteurs sur Haïti. Nous avons extrait une zone péri-urbaine, près de l'aéroport de Port au Prince (Toussaint Louverture International Airport), composée de bâtiments et de routes relativement variés. La zone considérée contient 100 bâtiments. Des données vecteurs sont également disponibles sur cette zone. Nous disposons d'une BD vecteur représentant les routes, et d'une BD raster, extraite de OpenStreetMap⁹ puis convertie en format vecteur. Il est également intéressant de noter qu'il n'existait pas de données OpenStreetMap sur cette zone avant la catastrophe. La BD géographique a été progressivement mise à jour dans les jours suivant le tremblement de terre, comme le montrent les données OpenStreetMap archivées par Geofabrik¹⁰ et représentées pour différentes dates sur la figure 2.3. Concernant les images, nous disposons d'une image QuickBird sur cette zone, de résolution 60cm et de dimensions 1100×1332 pixels. Elle

6. <http://professionnels.ign.fr/ficheProduitCMS.do?idDoc=5287265>

7. <http://www.disasterscharter.org/home>

8. <http://www.cnes.fr/web/CNES-fr/6115-communications-de-presse.php?item=3192>

9. <http://www.openstreetmap.fr/>

10. <http://labs.geofabrik.de/haiti/old-png-images-documenting-mapping-effort/>



FIGURE 2.1 – Image optique multispectrale simulation Pléiades sur Toulouse

est représentée sur la figure 2.4. Nous disposons également d'une image TerraSAR-X à 1m de résolution, et de dimensions 1034×1256 pixels (figure 2.5).



FIGURE 2.2 – Image TerraSAR-X sur Toulouse



FIGURE 2.3 – Base de données OpenStreetMap à différentes dates sur Haïti

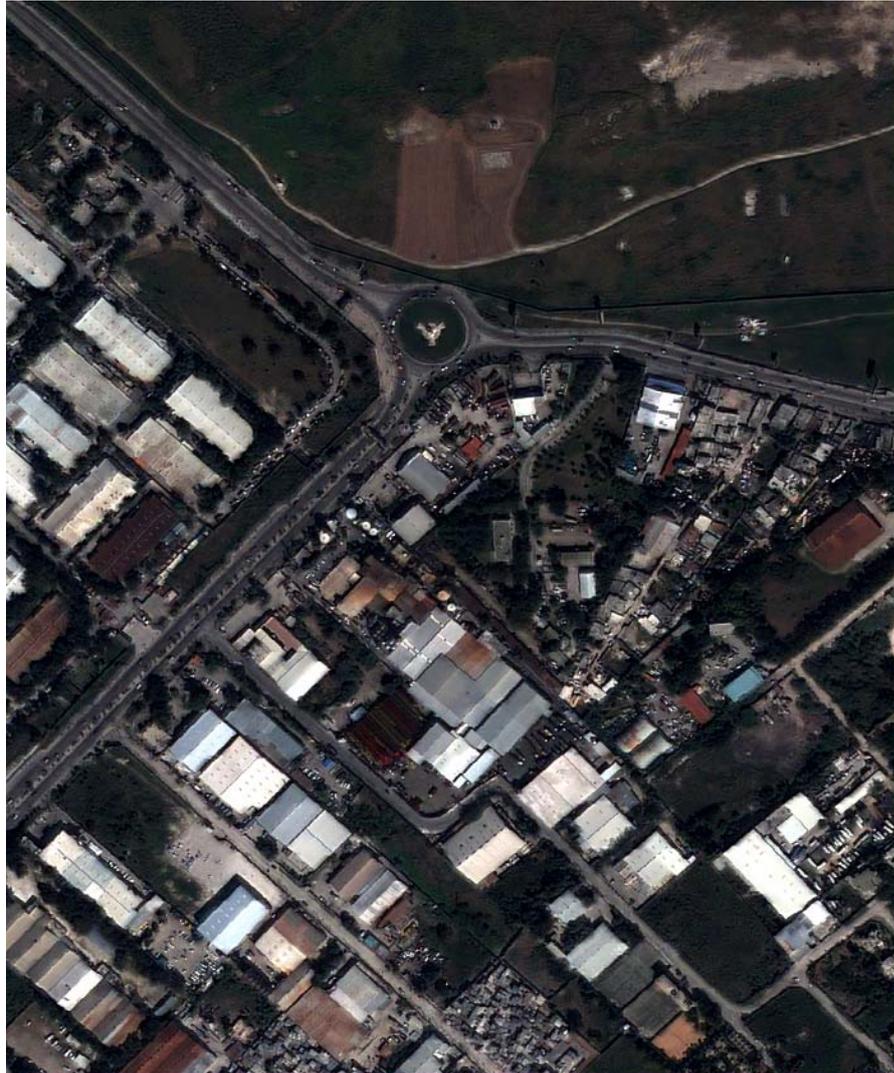


FIGURE 2.4 – Image QuickBird sur Haïti



FIGURE 2.5 – Image TerraSAR-X sur Haïti

Les différentes images utilisées sur une même scène sont considérées comme recalées dans notre étude. Le recalage ne fait pas partie de ce travail. Concrètement, nous avons recalé manuellement les images optiques et radar, par extraction de points homologues et estimation d'une transformation affine. Notons que nous n'avons pas ré-échantillonné les images pour les superposer entre elles. Nous manipulons uniquement les objets (vecteurs présents dans la BD ou extraits des images puis convertis sous forme de vecteurs) dont nous transformons les coordonnées afin de les superposer successivement à l'image optique et à l'image RSO. L'intérêt de cette approche est de conserver les images dans leur géométrie d'origine sans perdre d'informations suite à leur ré-échantillonnage.

Ces données multi-capteurs nous permettront d'évaluer les performances de la chaîne de traitement mise en place dans ce travail de recherche. Les résultats sont présentés dans le chapitre 6.

2.5 Travaux sur l'interprétation d'images en milieu urbain

Les méthodes d'analyse d'images prenant en compte à la fois des images de différents types de capteurs et des données exogènes sont peu fréquentes dans la littérature. Les chaînes de traitement proposées sont en général spécifiques à un type d'image. Dans cette partie nous détaillons les scénarios les plus récurrents dans la littérature récente pour l'extraction de routes et/ou de bâtiments dans des images à haute résolution.

2.5.1 Extraction de bâtiments

Dans le cas de l'extraction automatique de bâtiments, de nombreux travaux concernent l'exploitation d'une unique image optique. Dans [LN98] [KS08], des hypothèses de bâtiment sont créées en regroupant des primitives extraites d'images aériennes. Les bâtiments sont extraits dans [LN98] [KS08] à partir d'une image QuickBird panchromatique en utilisant une détection de contours linéaires et des informations contextuelles (primitives 3-D). Des approches basées sur la segmentation d'images à haute résolution suivie par une classification des régions pour détecter des bâtiments sont présentées dans [LWL05] avec des images multispectrales, dans [WP05] avec des images panchromatiques, et dans [MZ05] [SU08] avec des images aériennes RVB (canaux rouge, vert

et bleu). Dans [BPS⁺05], une méthode basée sur des contours actifs est présentée dont le but est de vérifier si les éléments d'une BD sont toujours présents sur une image QuickBird panchromatique. Des méthodes basées sur des a priori de forme, en utilisant des opérateurs morphologiques sont présentées dans [AUAG09] [LWS07] [STD09]. Une méthode de détection de bâtiments basée sur l'intégration d'a priori de forme dans une segmentation d'image par level-set est proposée dans [KP09]. Les approches décrites dans [SU09] [KM99] utilisent la théorie des graphes pour extraire des bâtiments dans des images optiques.

D'autre part, avec une unique image RSO, l'extraction de bâtiments est une tâche plus délicate. Quelques méthodes prometteuses sont basées sur des processus ponctuels marqués [QD03] [QD04]. Cependant des résultats robustes sont très difficiles à obtenir. Une détection de bâtiments et estimation de leur hauteur est proposée dans [TTM04] [GHS00] [TCS⁺07] en utilisant des données RSO interférométriques. Une méthode pour extraire les contours de bâtiments en utilisant une image RSO en intensité est détaillée dans [BB03], et en utilisant des primitives extraites d'images RSO et optiques est décrite dans [TR03].

2.5.2 Extraction de routes

L'extraction de routes en milieu urbain avec une unique image optique a fait l'objet de nombreuses études [HRF⁺07, CI07, BXZZ09, GHRM09]. Des travaux ont également été menés pour extraire un réseau routier à partir d'images RSO [THD02, ASCM05, NGLT06, GDL06, HSLG09]. Les algorithmes multi-capteurs pour extraire des routes ont reçu moins d'attention dans la littérature [TG98, HHW01]. Pour l'extraction de route, l'intégration de données externes comme une BD obsolète peut s'avérer pertinente. En effet, les routes étant organisées sous forme de réseau, il est intéressant d'utiliser des données a priori [Kla98, AFZAW01, BJZV03, ZC04, PJPZ08] pour leur extraction.

2.6 Méthode proposée

Contrairement aux méthodes mentionnées ci-dessus, généralement spécifiques à un type d'image et à une application, nous cherchons à développer une chaîne de traitement

générique. Pour cela la chaîne doit pouvoir intégrer des données multi-capteurs (de type par exemple Pléiades, SPOT-5 en optique et Cosmo-SkyMed, TerraSAR-X ou Radarsat-2 en radar). La chaîne de traitement doit pouvoir évoluer aisément, sans nécessiter de modification en profondeur. Enfin elle doit pouvoir prendre en compte des données exogènes (de type BD vecteur).

Notre chaîne de traitement pour la mise à jour de BD routes et bâtiments est présentée sur la figure 2.6. Les entrées de la chaîne sont des images satellites optique et/ou RSO à haute résolution (comprise entre 0.6m et 2.5m). Le but est de mettre à jour une BD, si disponible, sinon de la créer. Différents scénarios sont donc possibles selon les données dont nous disposons. Le cas le plus favorable étant la disponibilité d'une BD, d'une image optique multispectrale et d'une image RSO à haute résolution. Cependant la chaîne doit pouvoir traiter également les cas moins favorables, par exemple lorsqu'une unique image RSO est disponible, ou bien une image optique panchromatique à une résolution de l'ordre de 2.5m. Nous cherchons à nous appuyer sur l'existant, c'est à dire à factoriser les approches évoquées dans le paragraphe 2.5, qui traitent quelques scénarios envisageables dans notre application.

L'approche choisie consiste dans un premier temps à vérifier les éléments de la BD, et ensuite à détecter des nouveaux éléments. Les éléments de la BD se présentent sous forme de polygones pour représenter les bâtiments, et sous forme de polygones pour représenter les routes. Notons que pour manipuler les routes sous forme d'objets, nous échantillons les polygones afin d'obtenir des tronçons de routes de longueur fixée. Afin de vérifier si chaque élément de la BD est toujours présent sur les images, des descripteurs basés sur des primitives sont extraits des images. À chaque objet considéré est associé un vecteur constitué des scores de chaque descripteur. Les objets sont classifiés en fonction de leur vecteur de paramètres. Pour la détection de nouveaux objets, des hypothèses (de routes ou de bâtiments) sont extraites des images. Les objets extraits se présentent ainsi sous forme de polygones (pour les bâtiments) ou polygones (pour les routes), c'est à dire sous la même forme que les éléments de la BD. Ce choix permet de factoriser les traitements : les données extraites des images sont manipulées de la même façon que les éléments de la BD.

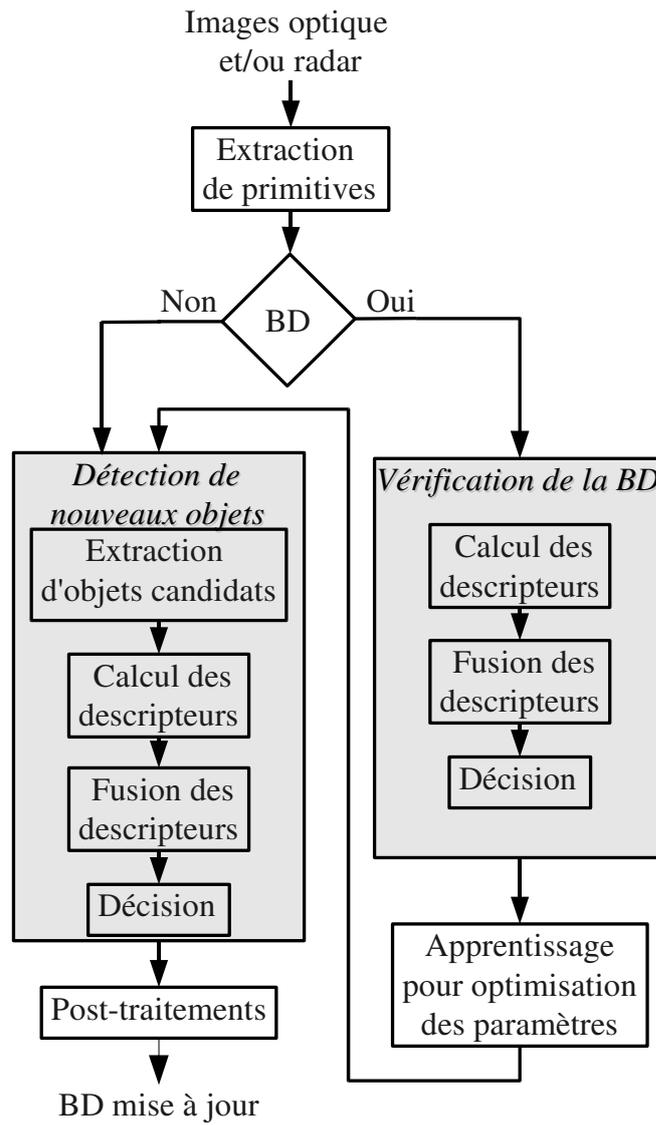


FIGURE 2.6 – Chaîne de traitement proposée

CHAPITRE 3

Extraction d'informations

Sommaire

3.1	Génération d'hypothèses d'objets	23
3.2	Caractéristiques des objets d'intérêt	35
3.3	Calcul des descripteurs	38

Dans ce chapitre, nous cherchons à extraire des informations sur les objets d'intérêt dans les images disponibles en entrée de la chaîne de traitement. Dans notre application, ces objets sont les bâtiments et les routes. Le but est dans un premier temps de générer les hypothèses d'objets, puis de déterminer ce qui caractérise ces objets, et enfin de mettre en place des méthodes de traitement d'images afin de vérifier si un objet donné correspond à un objet d'intérêt en vérifiant s'il en possède les caractéristiques.

3.1 Génération d'hypothèses d'objets

Lors de l'étape de vérification de la BD, les objets considérés proviennent de la BD. Les routes sont représentées sous forme de polygones et les bâtiments sous forme de polygones (polygones fermés). Comme l'illustre la chaîne de traitement 2.6, nous appliquons à ces objets les étapes de calcul des descripteurs, de fusion et de décision. Pour l'étape de détection de nouveaux objets, nous cherchons à factoriser les traitements, c'est à dire que nous allons appliquer ces trois mêmes étapes à des objets (polygones ou polygones). Pour cela nous devons donc générer ces objets. Nous extrayons donc des hypothèses d'objets, pour les routes et les bâtiments, dans les images optique et radar . Cette étape est mise en évidence sur la chaîne de traitement 3.1.

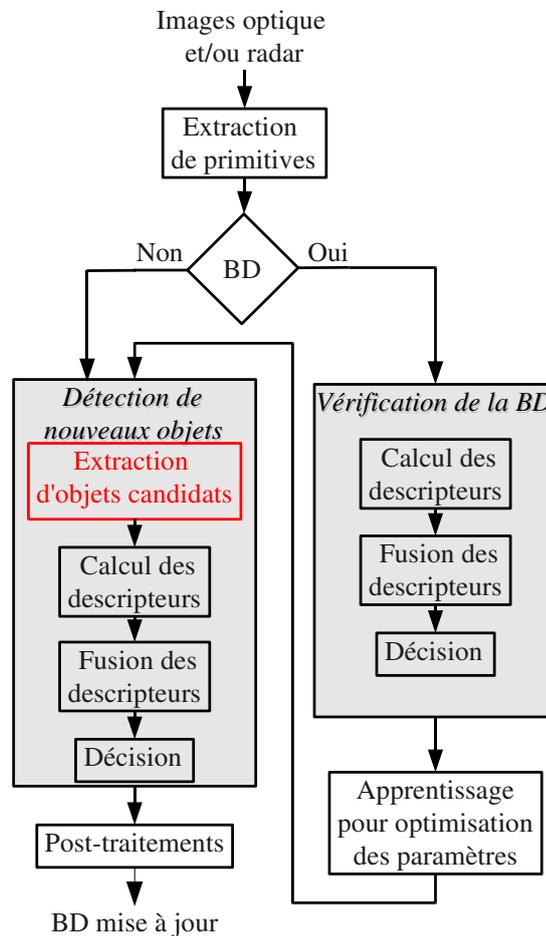


FIGURE 3.1 – Chaîne de traitement - étape de génération d'hypothèses d'objets

3.1.1 Routes

Dans le cas des routes, nous disposons d'outils permettant leur extraction automatique dans des images optiques et RSO. Nous utilisons l'algorithme [CI07] pour extraire des routes à partir d'une image optique multispectrale. Cette méthode requiert en entrée un pixel de référence (nous utilisons la radiométrie de l'asphalte comme référence pour une utilisation automatique). Des paramètres peuvent être ajustés pour influencer les taux de fausses alarmes et de détection. Nous cherchons dans notre application à privilégier un fort taux de détection, même si le taux de fausse alarmes peut s'avérer

élevé (notamment en milieu urbain dense lorsque de longs bâtiments ont une radiométrie proche de celle de la route). En effet, dans les étapes suivantes de la chaîne, nous allons traiter ces hypothèses de la même façon que les objets de la BD, ce qui permettra d'éliminer des fausses alarmes.

La figure 3.2 représente un exemple de routes extraites dans l'image optique multispectrale 2.1. Ces routes sont des hypothèses d'objets introduites en entrées de la partie de la chaîne correspondant à la détection de nouveaux objets. La figure 3.2 montre que de nombreuses hypothèses ne sont pas de vraies routes. Comme mentionné précédemment, ces fausses alarmes ne sont pas des obstacles pour notre chaîne de traitement. Notre but est d'avoir un taux de détection élevé afin qu'un maximum de routes puissent avoir la possibilité d'être incluses dans la BD. L'évaluation de ce résultat est présenté dans la première ligne du tableau 3.5. Les différents critères d'évaluation possibles sont détaillés dans [Wie03]. Pour les structures linéaires, et en particulier pour les routes, les critères les plus couramment utilisés sont l'exactitude et la complétude. L'exactitude correspond au pourcentage des pixels de routes extraites qui appartiennent au voisinage des routes de référence (la référence est une vérité terrain du réseau routier). La complétude représente le pourcentage de pixels du réseau de référence qui possède une route extraite dans son voisinage. C'est une mesure analogue au taux de détection. la valeur optimale de ces paramètres est 1.

Le tableau 3.5 montre que dans le cas de la détection de route avec l'image optique multispectrale 2.1, la complétude se limite à 0.67. D'après l'image 3.2, les routes manquantes sont principalement des routes masquées par la présence de branches d'arbres, que l'algorithme automatique ne permet pas de détecter, et également des routes étroites, qui nécessitent un réglage fin des paramètres de l'algorithme [CI07] pour être détectées.

Pour extraire des hypothèses de routes à partir des images RSO, nous avons utilisé l'algorithme développé par V.Amberg [ASCM05]. Il consiste en une classification des images RSO, en une recherche de lignes dans la classe la plus sombre puis un algorithme de suivi permet d'étendre la recherche de routes au delà des lignes détectées. Il a toutefois été conçu pour des image RSO aéroportées à très haute résolution (inférieure au mètre). Les routes extraites de l'image 2.2 sont représentées sur la figure 3.3. Dans l'image 2.2, nous avons uniquement considéré la zone correspondant à l'image optique 2.1 (c'est pourquoi

certaines routes ne sont pas détectées dans la périphérie de l'image). Pour une meilleure visibilité et une comparaison possible avec les routes extraites de l'image optique, nous avons projeté les routes extraites de l'image RSO sur l'image optique. La figure 3.4 illustre cette représentation. La deuxième ligne du tableau 3.5 montre que pour une exactitude presque similaire au cas des routes extraites avec l'image optique, la complétude chute à 0.13. En effet, en milieu urbain un nombre important de tronçons routiers peuvent être difficilement identifiables, selon leur orientation par rapport au capteur. La figure 3.4 montre que la rocade (2×2 voies sur la partie supérieure de l'image) est à peu près correctement détectée (mieux que dans le cas de l'extraction à partir de l'image optique car les paramètres n'étaient pas adaptés à une route aussi large), et que la détection est difficile pour le reste du réseau routier.

La dernière ligne du tableau 3.5 illustre l'intérêt de l'utilisation des capteurs optique et RSO, puisqu'en considérant l'union des hypothèses de routes générées à partir de ces deux images, nous parvenons à atteindre une complétude de 0.77 sans perte significative en exactitude.

Toutes ces polygones extraits seront ensuite traités de façon similaire aux éléments de la BD.



FIGURE 3.2 – Hypothèses de routes générées à partir de l'image optique



FIGURE 3.3 – Hypothèses de routes générées à partir de l'image RSO



FIGURE 3.4 – Hypothèses de routes générées à partir de l'image RSO projetées sur l'image optique

Routes extraites	Exactitude	Complétude
Image optique	0.55	0.67
Image RSO	0.45	0.30
Optique + RSO	0.52	0.77

FIGURE 3.5 – Évaluation des hypothèses de routes

3.1.2 Bâtiments

Pour créer des hypothèses de bâtiments, nous ne disposons pas d'outils automatiques d'extraction de bâtiments. Toutefois dans la littérature des travaux ont été menés pour extraire des bâtiments dans des images optiques ou radar, comme mentionné dans la partie 2.5.1. Dans notre étude nous choisissons de générer des hypothèses de bâtiments en segmentant l'image optique à plusieurs niveaux. C'est à dire que nous partitionnons successivement l'image avec différents paramètres afin d'obtenir de nombreuses régions homogènes que nous représentons sous forme de polygones. L'algorithme de segmentation utilisé est le Mean-Shift [CM02]. Cet algorithme nécessite trois paramètres : le rayon spatial, le rayon spectral et la taille minimale des régions. Nous obtenons des segmentations multi-niveaux en faisant varier le rayon spectral (plus le rayon spectral est élevé, plus les pixels avec une radiométrie éloignée pourront appartenir au même cluster). Nous représentons des résultats de segmentations avec différents paramètres. Nous utilisons l'image optique 2.1, de résolution 70cm. À cette résolution, un rayon spatial valant 5 pixels et une taille minimale de région valant 100 pixels donne des résultats intéressants. Nous fixons ces deux paramètres et faisons varier le rayon spectral. Pour illustrer les résultats de segmentations avec différents rayons spectraux, nous utilisons une image RGB dont chaque canal est codé sur 8 bits (valeur entre 0 et 255). Les images 3.6, 3.7, 3.8 et 3.9 représentent des résultats de segmentation avec des rayons spectraux respectifs de 10, 20, 40 et 80. Les images obtenues représentent chaque région segmentée par sa radiométrie moyenne. Pour un rayon spectral élevé (de l'ordre de 80), seuls les objets contrastant nettement avec leur voisinage se distinguent (objets très lumineux ou très sombres), comme l'illustre la figure 3.9. Les autres objets sont rassemblés dans une vaste région, ces objets sont donc sous-segmentés. Plus le rayon spectral décroît, plus de nouveaux objets se distinguent. Pour un rayon spectral faible (de l'ordre de 10), la plupart des objets d'intérêt sont découpés en plusieurs régions, ils sont sur-segmentés. Ainsi nous pouvons observer sur l'image 3.6 que beaucoup de bâtiments ayant un toit composé de deux pans, l'un illuminé par le soleil et l'autre moins lumineux sont décomposés en deux segments. Toutes les régions obtenues seront donc utilisées dans la suite de la chaîne pour déterminer si elles correspondent à un bâtiment.



FIGURE 3.6 – Segmentation avec un rayon spectral de 10



FIGURE 3.7 – Segmentation avec un rayon spectral de 20



FIGURE 3.8 – Segmentation avec un rayon spectral de 40

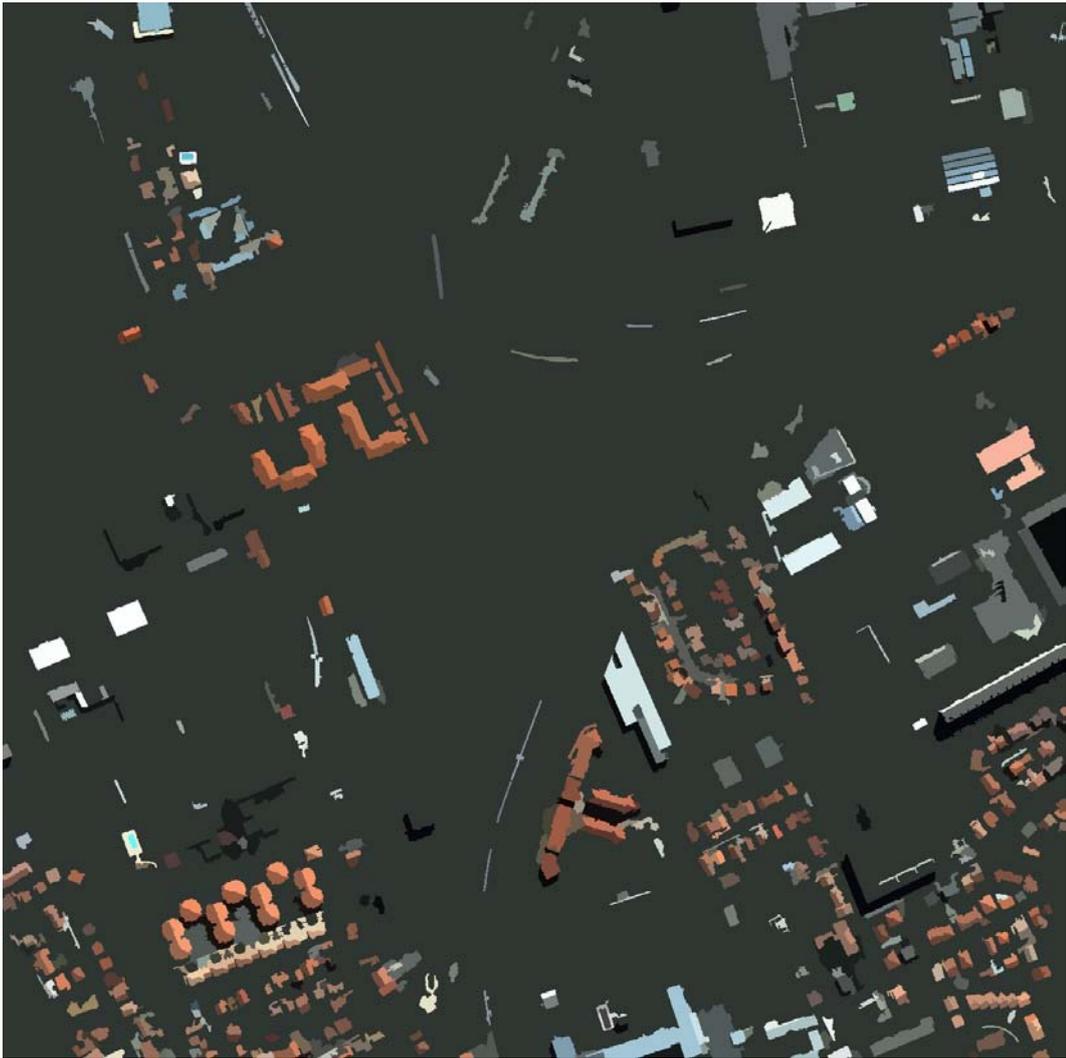


FIGURE 3.9 – Segmentation avec un rayon spectral de 80

3.2 Caractéristiques des objets d'intérêt

L'analyse des images optiques et RSO à haute résolution permet de mettre en évidence les caractéristiques des objets d'intérêt permettant de les identifier. D'abord nous déduisons de cette analyse visuelle que les bâtiments se distinguent des autres objets par les propriétés suivantes :

- La plupart des bâtiments contrastent avec leur voisinage. C'est grâce à cette propriété que l'on parvient généralement à identifier clairement les contours des bâtiments dans les images optiques.
- Les bâtiments étant généralement plus hauts que leur voisinage, ils projettent une ombre, observable dans les images optiques si le soleil n'est pas au zénith.
- La plupart des bâtiments ne contiennent pas de végétation.
- Les bâtiments étant des structures humaines, leurs contours sont généralement linéaires et réguliers.
- Selon la zone d'étude considérée, certains toits peuvent avoir une radiométrie homogène, les matériaux les plus couramment rencontrés étant les tuiles et les ardoises.
- Dans les images RSO, certains bâtiments (selon leur orientation et leur taille) présentent un contraste d'intensité entre la zone dite de "layover" (définie sur la figure 3.20) et la zone d'ombre. En effet la zone de "layover" contient la contribution à la fois de la façade et du toit, et apparaît par conséquent comme une zone brillante, alors que la zone d'ombre est une zone non atteinte par le signal et donc très sombre.

Ensuite nous procédons à la même analyse pour les routes :

- Les routes présentent dans les images optiques une radiométrie plus homogène que les bâtiments. Elles sont généralement recouvertes d'asphalte.
- Les routes ont des contours linéaires et parallèles.
- Généralement les routes sont au niveau du sol et ne projettent pas d'ombre dans les images optiques.
- La plupart des routes ne contiennent pas de végétation. Notons que nous nous intéressons dans cette thèse uniquement aux routes qui ne sont pas totalement recouvertes par de la végétation haute.

- Dans les images RSO les routes apparaissent sous forme de lignes de faible intensité. En effet, le signal se réfléchit de façon spéculaire sur les routes.
- Les groupes de bâtiments sont généralement proches et parallèles à une route.

De plus les routes et les bâtiments ne se chevauchent pas. Les figures 3.10 et 3.11 représentent ces caractéristiques en fonction du capteur et de l'objet considéré. Les caractéristiques que l'on étudie dans ce travail sont représentées dans les tableaux 3.1 et 3.2 et classées en fonction des données disponibles en entrée. Ces données sont des images (optique et RSO) ou des informations externes (BD). Ces deux tableaux permettent de visualiser les caractéristiques que l'on peut considérer dans les différents scénarios envisagés.

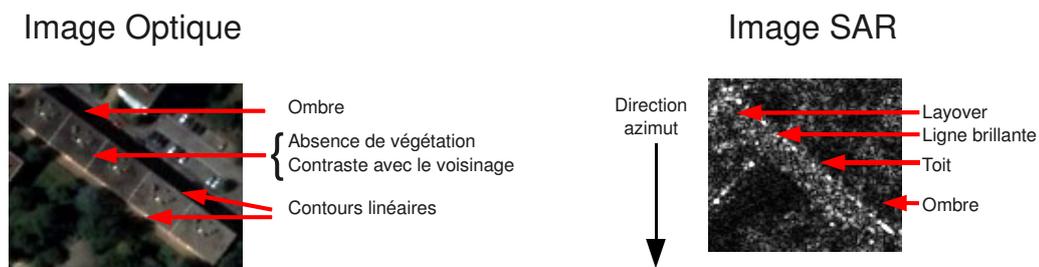


FIGURE 3.10 – Caractérisation des bâtiments dans les images optique et RSO

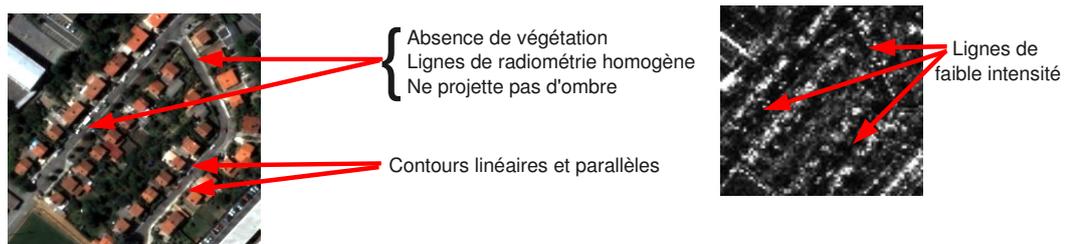


FIGURE 3.11 – Caractérisation des routes dans les images optique et RSO

TABLE 3.1 – Descripteurs pour les bâtiments

Descripteurs	Image			BD routes
	P	XS	RSO	
Parallélisme avec des contours linéaires	X	X		
Présence d'ombre projetée	X	X		
Proximité de contours	X	X		
Absence de végétation		X		
Radiométrie tuile		X		
Radiométrie ardoise		X		
Contraste entre ombre et layover			X	
Absence de chevauchement avec une route				X

TABLE 3.2 – Descripteurs pour les routes

Descripteurs	Image			BD bâtiments
	P	XS	RSO	
Parallélisme avec des contours linéaires	X	X		
Absence d'ombre projetée	X	X		
Absence de végétation		X		
Bande d'asphalte		X		
Route dans l'image RSO			X	
Absence de chevauchement avec un bâtiment				X
Parallélisme avec un groupe de bâtiments				X

3.3 Calcul des descripteurs

La méthode choisie consiste à déterminer dans quelle mesure chaque objet considéré vérifie ces caractéristiques. Nous allons donc étudier les techniques de traitement d'image utilisées pour vérifier ces propriétés. Nous appellerons descripteur l'algorithme permettant d'attribuer un score à un objet selon son adéquation avec les propriétés énoncées ci-dessus. Rappelons que les objets que l'on considère dans cette partie sont :

- les éléments de la BD dans le cas de l'étape de vérification de la BD vecteur (ce sont des polygones)
- des régions extraites de l'image optique par segmentation dans le cas de la recherche de bâtiments en dehors de la BD
- des polygones extraites par des algorithmes automatiques dans le cas de la recherche de route hors BD.

Pour chacun de ces objets nous cherchons à calculer un score représentant sa conformité avec les caractéristiques de l'objet d'intérêt cherché. Nous expliquons en détail les méthodes de calcul des descripteurs caractérisant les bâtiments et les routes. La figure [3.12](#) illustre la position de cette étape dans la chaîne de traitement.

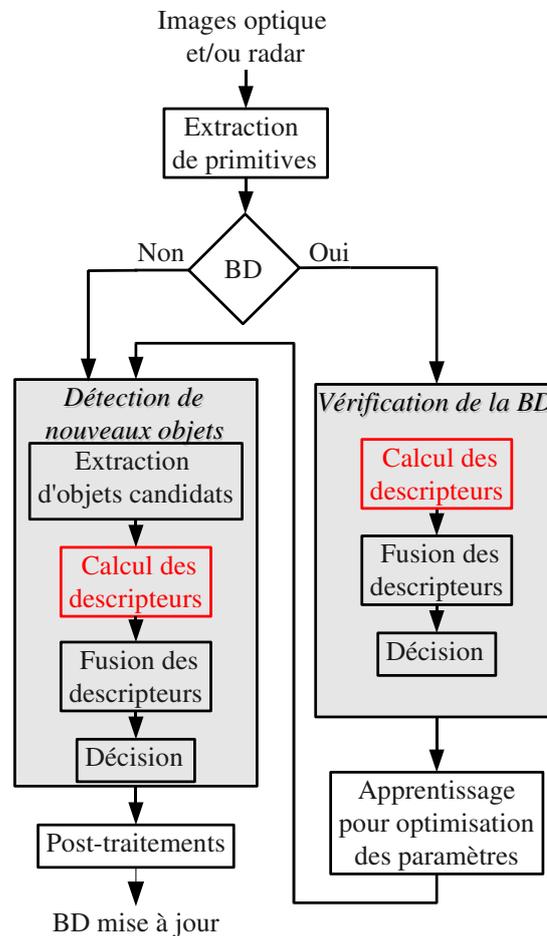


FIGURE 3.12 – Chaîne de traitement - étape de calcul des descripteurs

3.3.1 Proximité avec les contours

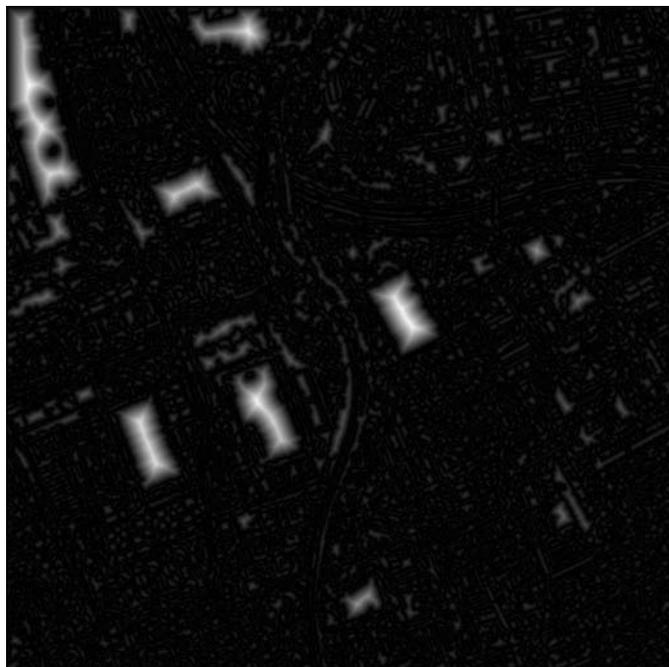
L'objectif de ce descripteur est de caractériser dans quelle mesure l'hypothèse de bâtiment est proche de contours extraits dans l'image optique. Pour cela, nous procédons à une extraction de contours dans l'image optique. Plusieurs méthodes existent pour extraire des contours, à la fois dans une image panchromatique et multispectrale. Les techniques basées sur les contours se décomposent en deux catégories. L'une cherche les maximums locaux du gradient [Can86, SF68], la seconde cherche les annulations de la dérivée seconde [MH80]. Plusieurs méthodes sont détaillées dans [ZT98]. Des approches

basées sur les régions permettent également de détecter des contours. Elles peuvent résulter d'un algorithme de croissance de région, ou d'une segmentation de l'image (Ligne de partage des eaux [VS91], Mean-Shift [CM02]). Dans notre chaîne de traitement, chacune de ces méthodes pourrait être utilisée. Dans notre implémentation nous choisissons la détection de contours par l'algorithme Mean-Shift, car cette méthode repose sur 3 paramètres (rayon spatial, rayon spectral et taille minimale des régions) relativement intuitifs et adaptables à la résolution de l'image.

La figure 3.13 représente les contours extraits superposés à l'image optique par l'algorithme Mean-Shift. Comme expliqué précédemment, nous choisissons comme paramètres un rayon spatial de 5 pixels et une taille minimale des régions de 100 pixels pour une image à 70cm de résolution. Nous choisissons un rayon spectral de valeur 120, pour une image simulée Pléiades, qui semble un bon compromis pour détecter les contours des bâtiments tout en évitant une sur-segmentation trop importante. Ensuite pour calculer la distance moyenne entre chaque objet et les contours dans l'image optique, nous construisons une carte de distance de Danielsson [Dan80]. Chaque pixel de cette carte a pour valeur la distance (en pixel) entre le pixel courant et le contour le plus proche. En intégrant le long de chaque contour d'objet la carte de distance, nous obtenons la distance moyenne entre l'objet et les contours dans l'image.



(a)



(b)

FIGURE 3.13 – Contours projetés sur l'image optique (a) et carte de distance de Danielson (b)

3.3.2 Projection d'ombre

Nous cherchons à savoir si l'objet considéré projette une ombre. Pour cela, nous détectons d'abord les ombres dans l'image optique. La détection d'ombre est un sujet complexe, qui a fait l'étude de plusieurs travaux [BMK89,LHN94,May99,GZLJ08,GC08]. Dans l'implémentation de notre chaîne, nous utilisons un simple seuillage de l'image en niveau de gris. En effet dans notre algorithme une extraction parfaite des ombres n'est pas nécessaire, et par seuillage les résultats obtenus s'avèrent suffisants. Les ombres extraites de l'image optique sont représentées en blanc en superposition de l'image panchromatique, sur la figure 3.14. Ensuite, nous devons déterminer pour chaque hypothèse de bâtiment, si les murs non orientés vers le soleil possèdent une ombre à proximité. Pour cela nous considérons que nous connaissons la direction du soleil. Nous implémentons l'algorithme de traitement d'image suivant, illustré par la figure 3.15 :

- Pour chaque hypothèse de bâtiment, recherche des murs non orientés vers le soleil (qui doivent donc être en contact avec l'ombre) (figure 3.15(b))
- Pour chaque mur non orienté vers le soleil, nous définissons deux régions de part et d'autre du mur (régions 1 et 2) (figure 3.15(c))
- Nous calculons dans chacune des régions 1 et 2 l'intégrale du masque d'ombre le long de plusieurs positions d'un segment parallèle au mur considéré (figure 3.15(d))
- Nous gardons le minimum de cette intégrale dans la région 1, et le maximum dans la région 2
- Le score final est la différence entre les 2 intégrales obtenues.

Notons que l'on pourrait plus intuitivement considérer la différence entre les moyennes du masque d'ombre dans les régions 1 et 2. Toutefois, en considérant différents segments parallèles aux murs, l'algorithme est davantage robuste aux erreurs de recalage. En effet, si l'hypothèse de bâtiment est décalée de quelques pixels par rapport aux contours du bâtiment dans l'image, le score en prenant la différence des moyennes sera affaibli alors qu'il restera le même avec notre méthode, dans la limite d'une erreur de recalage inférieure à la largeur de la région tampon.

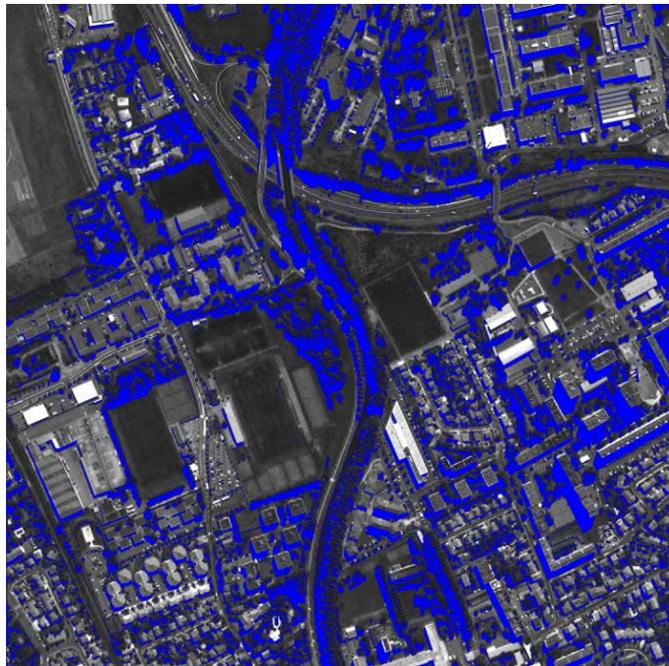


FIGURE 3.14 – Masque des ombres (en bleu) projeté sur l'image optique panchromatique

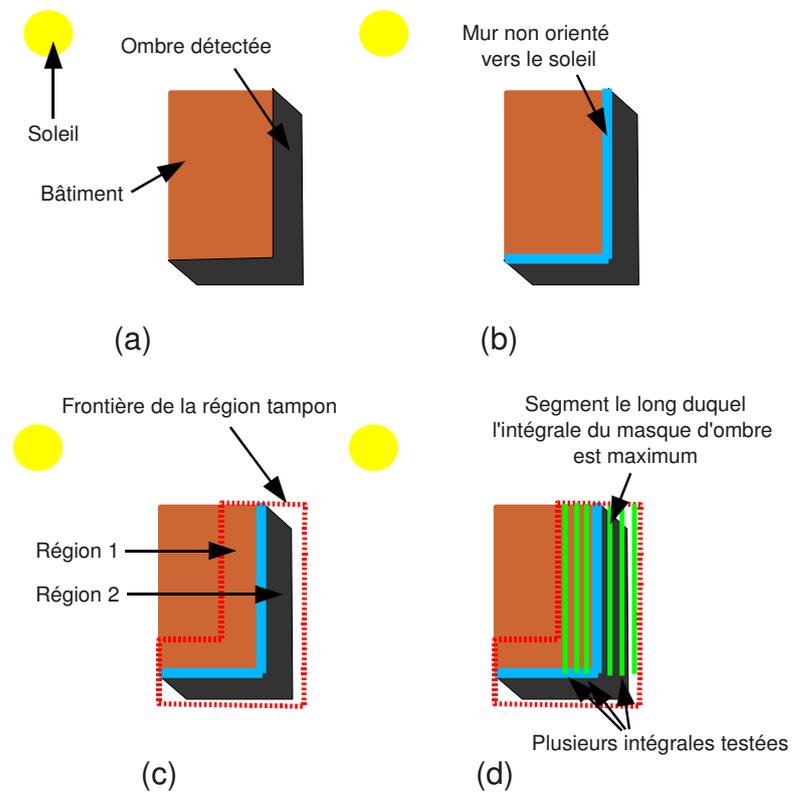


FIGURE 3.15 – Schématisation de l’algorithme utilisé pour la mise en place du descripteur *Présence d’ombre projetée*

3.3.3 Parallélisme avec des contours linéaires

Ce descripteur sert à caractériser à la fois les bâtiments et les routes. En effet, dans les images optiques, les structures humaines se distinguent souvent des autres objets par la linéarité de leurs contours (par opposition, les zones de végétation, par exemple, possèdent des contours plus morcelés). Ce descripteur est mis en place en extrayant des lignes dans l'image puis en cherchant si les hypothèses de routes ou bâtiments possèdent des lignes le long de leurs contours. L'extraction de lignes dans l'image optique est effectuée en utilisant l'algorithme Line Segment Detector (LSD) [GJMR08]. Cet algorithme utilise une approche a contrario pour extraire des segments de lignes dans une image optique panchromatique. La figure 3.16 représenté les segments de lignes (en rouge) superposés à une image optique panchromatique. L'algorithme utilisé pour vérifier si chaque hypothèse de bâtiment possède des contours linéaires est illustré sur la figure 3.17 et est composée des étapes suivantes :

- Construction d'une région tampon autour de l'hypothèse de bâtiment (3.17(b)).
- Élimination des pixels de segments de ligne extérieurs à la région tampon, et élimination des segments non parallèles à un contour de l'hypothèse de bâtiment (avec une tolérance pour le parallélisme) (3.17(c)).
- Projection des segments conservés sur les contours de l'hypothèse de bâtiment (3.17(d)).
- Le score du descripteur est la proportion de pixel de contour de l'hypothèse de bâtiment qui correspond à un segment projeté.

Pour traiter les routes, l'approche est la même à la différence près que l'hypothèse de route est une polyligne ouverte au lieu d'un polygone.

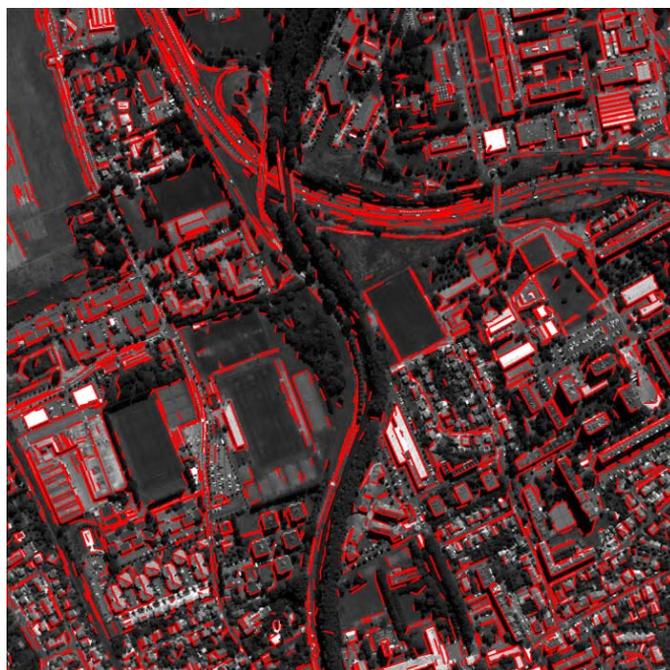


FIGURE 3.16 – Segments de ligne (en rouge) projetés sur l'image optique panchromatique

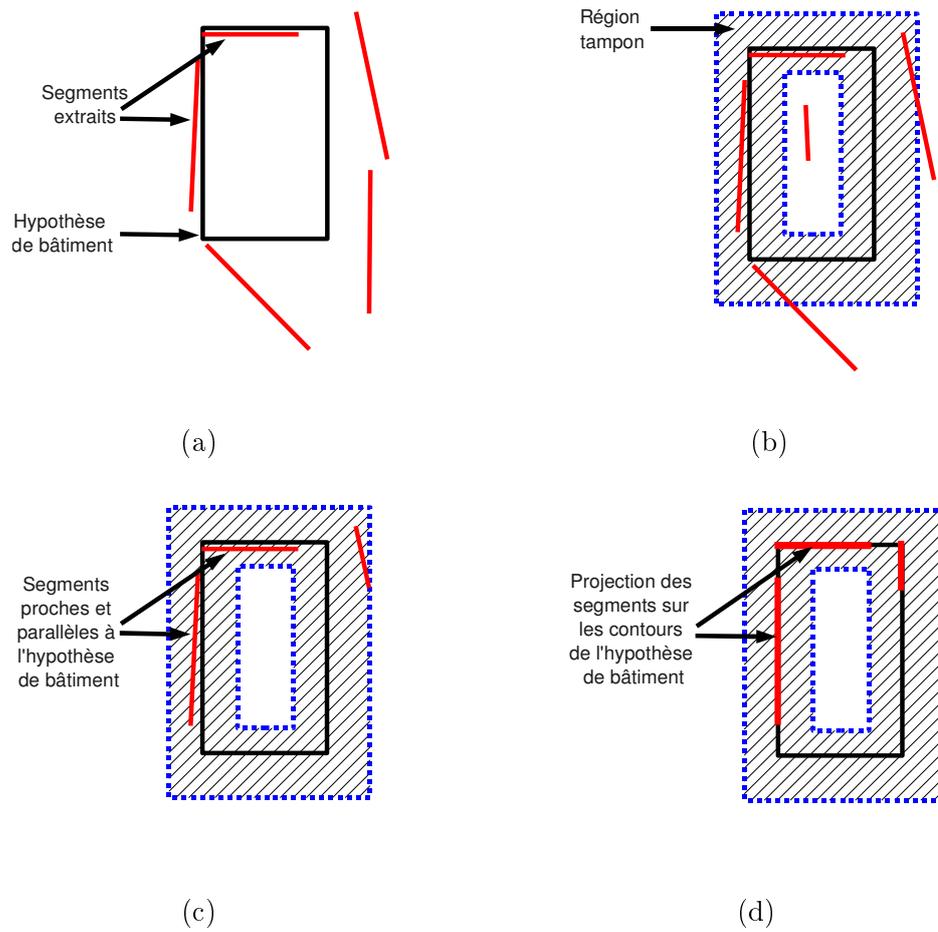


FIGURE 3.17 – Méthode de vérification de présence de contours linéaires à proximité de l'hypothèse de bâtiment

3.3.4 Absence de végétation

Dans les images optiques, les bâtiments et les routes ne contiennent généralement pas ou peu de pixels de végétation. Toutefois certaines routes peuvent être masquées par la végétation haute qui se situe sur leur bord. Dans ce cas l'identification des routes par interprétation visuelle de l'image n'est pas aisée. C'est pourquoi dans cette thèse nous ne cherchons pas à identifier les routes entièrement recouvertes de végétation. Pour représenter par un score la présence de végétation sur un objet d'intérêt nous établissons dans un premier temps un masque de végétation. Pour cela, pour chaque pixel de l'image optique multispectrale nous calculons l'indice de végétation NDVI [Tuc79]. La figure 3.18(a) représente l'indice de végétation de l'image optique présentée figure 2.1. Le seuillage de cet indice nous permet d'obtenir un masque de végétation, représenté sur la figure 3.18 (b). Dans un second temps, nous calculons le pourcentage de pixels de végétation appartenant à l'objet d'intérêt, de la façon suivante :

- Pour les bâtiments, nous calculons le pourcentage de pixels inclus dans l'emprise du bâtiment appartenant au masque de végétation.
- Pour les routes, nous calculons pour chaque tronçon le pourcentage de sa longueur appartenant au masque de végétation.

Le score issu de ce descripteur est pour chaque objet d'intérêt le pourcentage de pixels ne correspondant pas à de la végétation.



(a)



(b)

FIGURE 3.18 – Image représentant le NDVI de l'image 2.1 (a), et masque de végétation superposé à l'image optique (b)

3.3.5 Radiométrie tuile/ardoise

Selon la scène étudiée, les toits de différents bâtiments peuvent être composés du même matériau. Ainsi les tuiles et les ardoises sont deux matériaux traditionnels fréquemment utilisés pour couvrir les toits des habitations. Le but de ce descripteur est d'utiliser l'information radiométrique pour caractériser certains bâtiments. Pour cela nous cherchons à calculer une distance entre la radiométrie d'une hypothèse de bâtiment et une valeur radiométrique de référence pour les ardoises ou les tuiles (ou tout autre type de matériau). Pour extraire cette information radiométrique, nous calculons l'angle spectral entre les pixels composant le toit de l'hypothèse de bâtiment et une valeur de référence du matériau considéré. Chaque pixel est représenté comme un vecteur dans l'espace des bandes spectrales. Nous construisons une carte de distances spectrales en calculant l'angle entre un vecteur de référence et chaque vecteur correspondant à chaque pixel dans l'image multispectrale :

$$\text{Angle spectral} = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{b=1}^{N_b} r(b)p(b)}{\sqrt{\sum_{b=1}^{N_b} r(b)^2 \sum_{b=1}^{N_b} p(b)^2}} \right) \quad (3.1)$$

avec b correspondant à la bande spectrale, r étant le pixel de référence et p le pixel considéré. La carte de distance à l'angle spectral pour l'image 2.1 obtenue en considérant la radiométrie de référence pour les tuiles est représentée sur la figure 3.19. Pour chaque hypothèse de bâtiment, nous considérons les pixels de la carte de distance situés à l'intérieur du polygone et nous en calculons la valeur moyenne. Nous obtenons ainsi un coefficient, qui sera faible si l'objet considéré possède un toit homogène composé du matériau considéré. Dans ce travail, nous avons implanté ce descripteur pour le matériau "tuile". Il est toutefois aisément adaptable à tout autre type de matériau.



FIGURE 3.19 – Distance spectrale entre l'image 2.1 et la valeur spectrale de référence pour le matériau "tuile"

3.3.6 Contraste entre layover et ombre

Ce descripteur concerne les images RSO. Dans ce type d'image, certains bâtiments (selon leur orientation par rapport au capteur) se caractérisent par une zone de forte intensité à proximité des murs orientés vers le capteur (zone dite de layover), et d'une zone sombre vers les murs non orientés vers le capteur (zone d'ombre). La figure 3.20 illustre ces deux zones. La zone de layover est composée de la contribution de la façade et du toit du bâtiment. Une ligne de très forte intensité est accolée au layover : c'est la contribution du coin réflecteur entre la façade et le sol. Puis derrière le bâtiment, une région n'est pas atteinte par le signal, c'est une zone d'ombre de très faible intensité. Le but de ce descripteur est de mettre en évidence la présence de ces deux régions (layover et ombre). Pour cela, à partir de la direction du capteur radar, nous pouvons déterminer pour chaque hypothèse de bâtiment quels murs sont orientés vers le capteur. La figure 3.22 représente les murs orientés vers le capteur RSO en vert, les autres en rouge. Ensuite

nous délimitons des régions autour de ces murs (figure 3.21), et nous en calculons le ratio des moyennes. Un contraste élevé est une indication sur la présence d'un bâtiment.

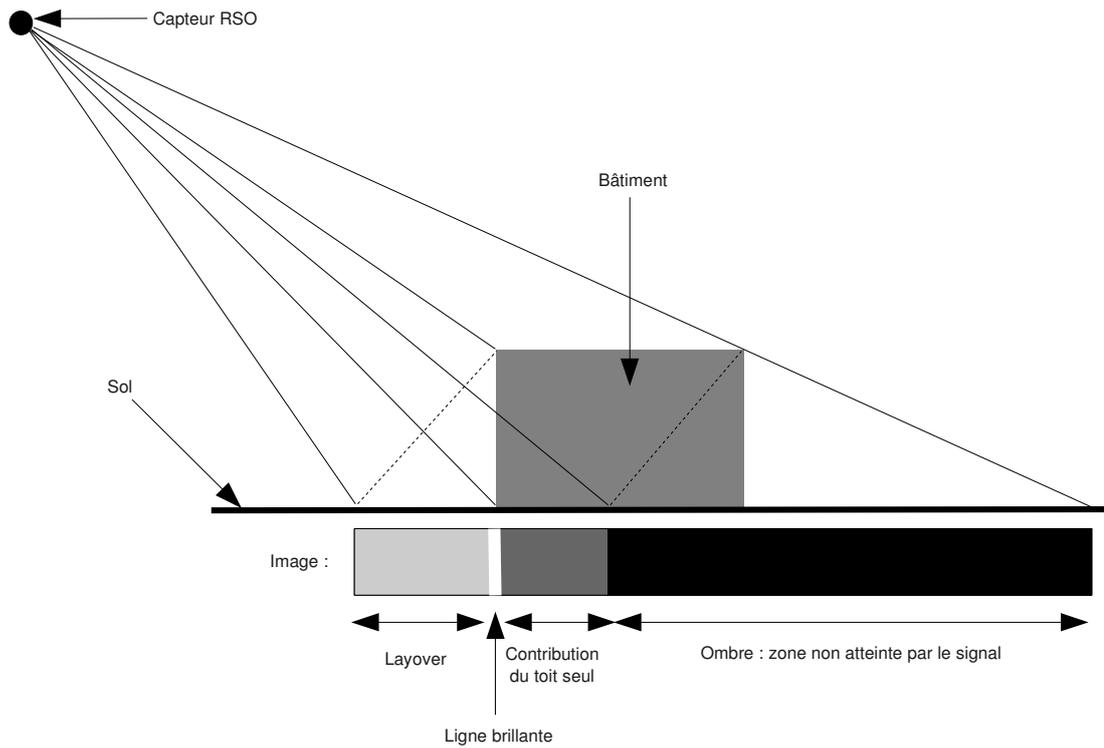


FIGURE 3.20 – Schématisation d'un bâtiment en imagerie RSO

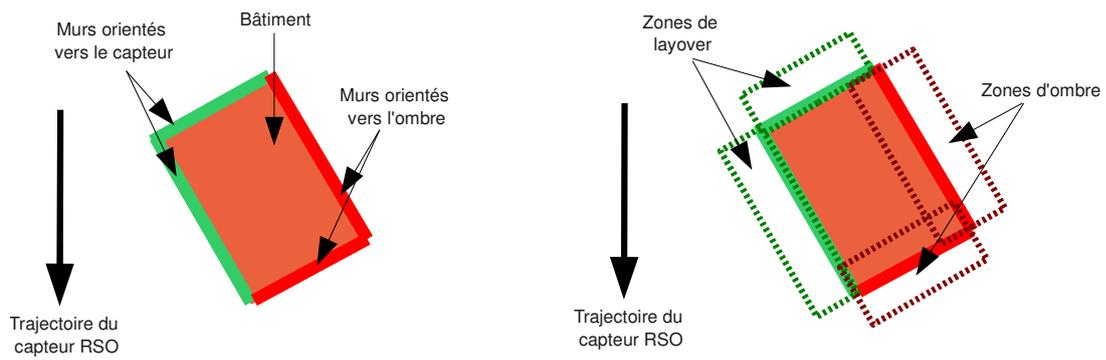


FIGURE 3.21 – Représentation des zones tampons layover et ombre



FIGURE 3.22 – Bâtiments projetés sur l'image RSO

3.3.7 Bande d'asphalte

Ce descripteur est utilisé pour caractériser les bandes d'asphalte. Comme expliqué précédemment, les routes apparaissent généralement dans les images optiques comme des lignes de radiométrie homogène. Les chaussées sont souvent recouvertes de d'asphalte. Afin de prendre en compte ces propriétés, nous construisons d'abord la carte de distance entre l'image optique multispectrale et la valeur spectrale de référence pour l'asphalte (figure 3.23). Ensuite nous délimitons trois régions le long de chaque polyligne considérée, comme représenté sur la figure 3.24. Ces régions sont paramétrées par les largeurs minimale (l_{min}) et maximale (l_{max}) de la route. Une première région est ainsi définie (région 1), laquelle, si la polyligne est effectivement positionnée sur le centre d'une route, ne doit contenir que des pixels appartenant à la route (par conséquent des pixels dont la valeur dans la carte de distance est faible). Ensuite en considérant la largeur maximale possible de la route, une deuxième région est définie (région 2) dont tous les pixels doivent être hors de la route (car la région est située au delà de la largeur maximale de la route). Nous calculons ensuite le ratio entre la moyenne des pixels dans la région centrale (région 1) et la moyenne dans la région 2. Si la polyligne considérée correspond effectivement à une route, ce descripteur permet de mettre en évidence un contraste entre les régions 1 et 2 dans la carte de distance.



FIGURE 3.23 – Distance spectrale entre l'image 2.1 et la valeur spectrale de référence pour le matériau "asphalte"

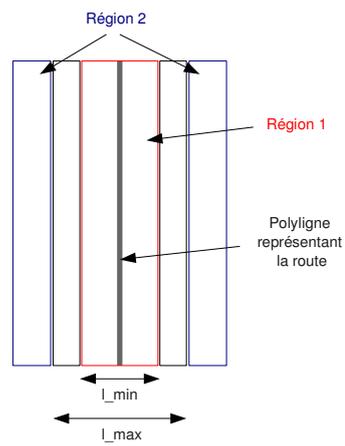


FIGURE 3.24 – Schématisation des régions autour des polygones de route

3.3.8 Détecteur de routes dans les images RSO

Ce descripteur fonctionne de façon similaire au précédent (3.3.7), en considérant l'image RSO au lieu de la carte de distance. En effet, les routes se caractérisent dans les images RSO par des bandes de faible intensité, le signal étant réfléchi par les routes de façon spéculaire. Le contraste entre une région centrée sur l'hypothèse de route et les régions adjacentes constitue par conséquent une source d'information sur la présence d'une route dans les images RSO. Nous utilisons donc les mêmes régions que celles définies sur la figure 3.24.

3.3.9 Absence de chevauchement avec un objet d'une autre nature

Ce descripteur n'est pas issu de l'analyse des images, mais de l'étude des bases de données. Il sert à faire interagir les deux chaînes de traitement (routes et bâtiments). En effet, les objets considérés dans nos travaux (bâtiments et routes) ne se chevauchent pas. Ainsi ce descripteur utilise le score des objets d'une autre nature (score représentant la probabilité de présence de l'objet, comme par exemple par la méthode expliquée dans la partie 4). Si un objet est intersecté par un objet d'une autre nature dont le score en sortie de sa chaîne de traitement (appliquée précédemment) est S , l'objet considéré aura un score de valeur $1 - S$. L'utilisation de ce descripteur nécessite donc de connaître le score des objets d'une autre nature.

3.3.10 Parallélisme des routes avec un groupe de bâtiments

En milieu urbain, des routes sont généralement situées à proximité des bâtiments, et sont positionnées de façon parallèle aux groupes de bâtiments. Nous avons utilisé l'algorithme développé dans [VBI10]. Cet algorithme détecte dans un premier temps les bâtiments alignés et proches les uns des autres. La figure 3.25 illustre les groupes de bâtiments détectés à partir de la base de données BDTopo de l'IGN, évoquée en 2.4. Sur cette figure chaque groupe de bâtiments alignés est représenté par une couleur (un même bâtiment peut appartenir à plusieurs groupes, mais le mode de représentation choisi ne nous permet pas de le mettre en évidence sur la figure 3.25). Dans un second temps, l'algorithme détecte les routes proches et parallèles de ces groupes de bâtiments. Nous

utilisons cette méthode afin d'attribuer un score aux routes selon leur proximité et leur degré de parallélisme avec des bâtiments.

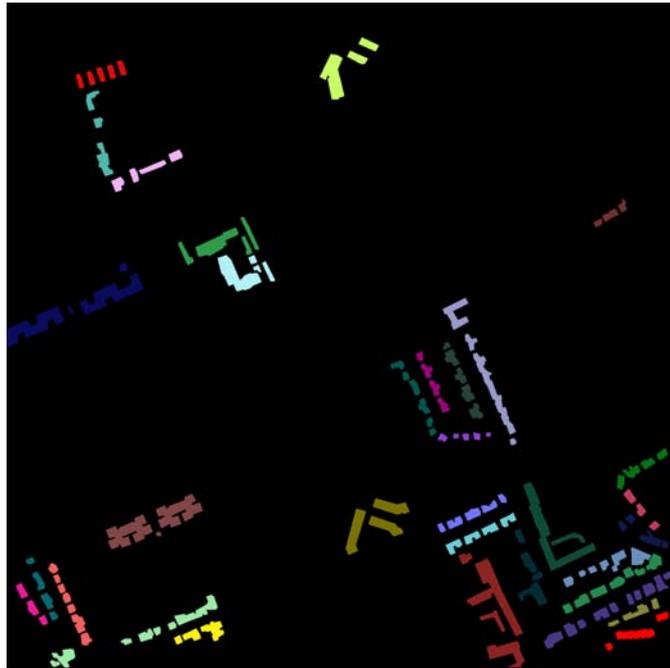


FIGURE 3.25 – Groupes de bâtiments

3.3.11 Conclusion

Ainsi à chaque objet est attribué un score pour chaque descripteur, reflétant la mesure dans laquelle il est conforme à la propriété considérée. Le but de cette approche étant de déterminer quels objets doivent être ajoutés ou retirés de la BD, il est nécessaire de mettre en place un processus de décision. Pour cela nous allons fusionner les scores issus des descripteurs afin d'attribuer un unique score à chaque objet. La décision sera prise en fonction de ce score. La fusion de ces données est étudiée dans le chapitre suivant. Les descripteurs explicités dans ce chapitre ne constituent pas une liste exhaustive. L'objet de la thèse n'étant pas le développement de descripteurs, mais plutôt la fusion de données, nous nous sommes limités aux descripteurs qui nous semblaient les plus pertinents pour tester la chaîne de traitement tout en obtenant des résultats exploitables.

CHAPITRE 4

Fusion d'informations

Sommaire

4.1	Introduction et état de l'art	59
4.2	SVM à une classe	61
4.3	Théorie des croyances de Dempster-Shafer	62
4.4	Exemple de fusion par la théorie de Dempster-Shafer	80
4.5	Conclusion	83

Dans le chapitre précédent, nous avons extrait différentes informations dans les images apportant des preuves sur la présence des objets d'intérêt. Pour tirer partie de toutes les informations disponibles, nous devons les combiner afin de prendre la meilleure décision possible. En effet, dans notre étude nous souhaitons éviter de prendre des décisions (sous forme de seuillages successifs) à chaque étape de la chaîne de traitement, afin de ne pas perdre d'informations. La fusion de données permet de conserver l'information pour prendre une décision à la fin du traitement. Cette étape est mise en évidence sur la figure 4.1 représentant la chaîne de traitement.

4.1 Introduction et état de l'art

Différentes méthodes sont envisageables afin de prendre une décision sur la nécessité de conserver/ajouter ou rejeter un objet dans la BD. D'abord des approches basées sur la classification des objets en utilisant les scores des différents descripteurs peuvent être utilisées.

Ainsi les machines à vecteur support (SVM) [SS01] ont été utilisées avec succès pour des problèmes de classification supervisée. Le principe de cette technique de classification est de déterminer l'hyperplan séparant de façon optimale (avec une marge maximum) les données d'apprentissage labellisées. Or, dans notre application, nous ne disposons initialement comme apprentissage que d'une BD non à jour. En considérant que dans

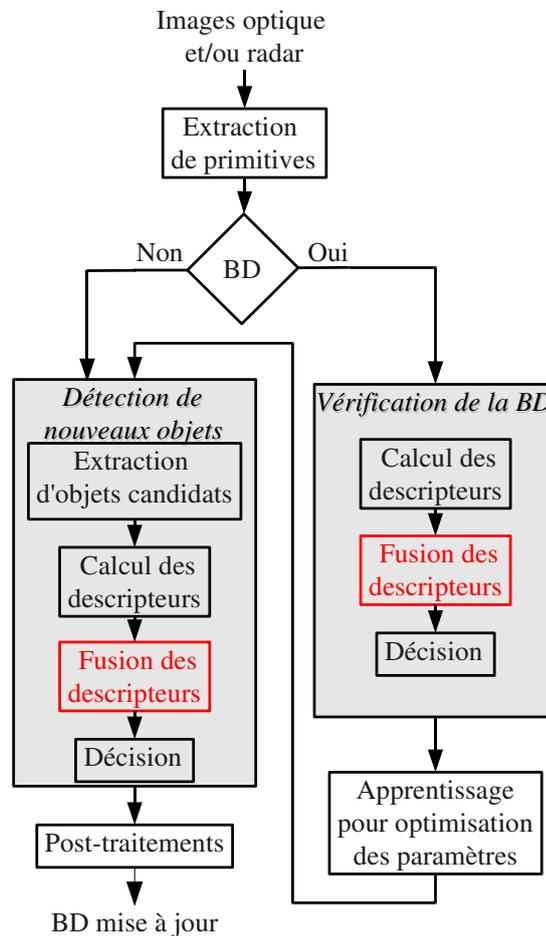


FIGURE 4.1 – Chaîne de traitement - étape de fusion

les bases de données routes et bâtiments des changements interviennent sur un faible nombre d'éléments, l'utilisation de la BD comme apprentissage positif (classe « absence de changement ») est justifiée. L'algorithme SVM à une classe (aussi appelé One-Class SVM ou 1-SVM) permet de s'affranchir de l'apprentissage négatif et semble donc approprié à notre problème de classification.

La fusion de données peut se diviser en trois principales catégories : l'inférence bayésienne [DH73], la théorie de Dempster-Shafer [Sme94] et la théorie des possibilités [DP01]. Un panorama de ces méthodes est détaillé dans [Blo05]. L'inférence bayésienne est une méthode classique pour la fusion de données, basée sur un mode de décision bien défini.

Cependant, elle requiert une importante quantité d'information a priori et ne peut modéliser aisément les informations imprécises, incomplètes, et non totalement fiables. La théorie de Dempster-Shafer est considérée comme une généralisation de la théorie des probabilités qui permet de représenter la nature imprécise des sources d'information. La décision qui en résulte n'est pas bien définie car les degrés de vraisemblance sont mesurés par des intervalles de probabilité. La théorie des possibilités, basée sur la théorie des ensembles flous [Zad99], est également adaptée à la manipulation d'information imprécise et incertaine. Elle pourrait être utilisée dans notre application. Cette théorie offre une grande flexibilité dans le choix des règles de combinaison des sources d'information. Cependant, déterminer la règle la plus adaptée à une application donnée est relativement complexe. La théorie de Dempster-Shafer permet d'évaluer des informations intéressantes, comme le conflit entre les sources, ou le degré d'ignorance sur une hypothèse, qui peuvent être utilisés pour détecter les cas complexes qui ne correspondent pas au modèle établi. Dans notre étude, les descripteurs apportent des preuves sur la vraisemblance d'être un objet d'intérêt. Cependant la plupart des descripteurs sont imprécis : ils ne discriminent pas uniquement les objets souhaités (ainsi par exemple un objet dépourvu de végétation n'est pas forcément un bâtiment). La théorie de Dempster-Shafer constitue le cadre le plus approprié pour représenter et manipuler l'imprécision de nos descripteurs. Il permet également une intégration aisée de nouveaux descripteurs dans la chaîne.

4.2 SVM à une classe

Dans notre application, l'apprentissage est effectué avec les vecteurs de paramètres des éléments de la BD. La méthode SVM à une classe nécessite en entrée un paramètre noté ν , qui permet de régler le pourcentage d'anomalies présentes dans la base d'apprentissage. La classification permet de mettre en évidence les éléments marginaux pouvant alors être retirés de la BD, comme l'illustre la figure 4.2. Lors de l'étape de vérification de nouveaux objets, un vecteur de paramètres est associé à chaque objet candidat, et la classification est effectuée en utilisant comme apprentissage les éléments acceptés de la BD.

Toutefois, cette méthode souffre de plusieurs limites. D'abord, elle est fortement dépendante de la BD disponible en entrée. Cette méthode suppose de connaître le degré d'exactitude de la BD. De plus cet algorithme repose exclusivement sur l'apprentissage,

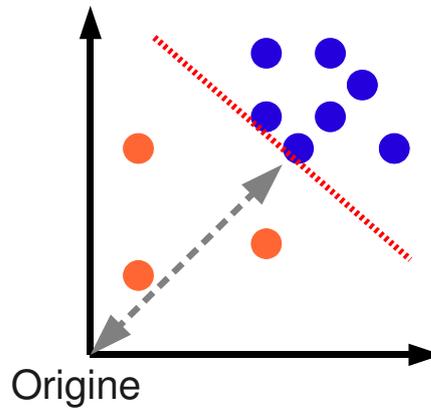


FIGURE 4.2 – Schéma illustrant l'algorithme One-Class SVM

donc sur l'attache aux données. Elle ne permet pas l'intégration de connaissances a priori. En effet selon la scène étudiée, le nombre d'objets d'intérêt présent dans la BD peut être relativement faible, donc l'apprentissage résultant en sera peu représentatif. Si la BD est fortement erronée (par exemple à cause d'erreurs de recalage), les résultats en seront très affectés. Une méthode intégrant des informations a priori peut donc améliorer la décision. De plus, cette méthode fournit uniquement la distance à l'hyperplan comme score de chaque objet. Nous n'avons pas d'indication sur l'ignorance, le manque d'information, ou le conflit entre descripteurs. C'est pourquoi nous utilisons dans notre chaîne de traitement une autre méthode, consistant à fusionner les sources d'information dans le cadre de la théorie de Dempster-Shafer.

4.3 Théorie des croyances de Dempster-Shafer

La théorie des croyances de Dempster-Shafer permet une modélisation pertinente des phénomènes d'ignorance et d'imprécision sur la mesure d'incertitude. En effet, les hypothèses manipulées peuvent se présenter sous forme d'hypothèses simples (de type l'objet considéré appartient à la classe A), ou sous forme d'hypothèses composées (l'objet considéré appartient à la classe $A \cup B$) lorsque la source d'information n'est pas suffisamment précise pour discriminer les différentes hypothèses. Nous allons maintenant détailler le principe de fonctionnement et la mise en application de cette méthode de fusion.

4.3.1 Détail de la méthode

Dans la théorie de Dempster-Shafer, des éléments de croyance sont apportés aux différentes hypothèses possibles. L'ensemble de toutes les hypothèses est appelé *cadre de discernement* et est généralement noté Θ . Les hypothèses sont par conséquent des sous-ensembles de Θ . La quantité de preuve qu'une source d'information apporte à une hypothèse est représentée par une *fonction de masse*. Une fonction de masse (FM) m satisfait les propriétés suivantes :

$$m : \mathbb{P}(\Theta) \rightarrow [0, 1], \sum_{A_i \subseteq \Theta} m(A_i) = 1, m(\emptyset) = 0. \quad (4.1)$$

Les sous-ensembles auxquels une source apporte de la croyance sont appelés *ensembles focaux* de la source. Dans notre application, les ensembles focaux sont les hypothèses pour lesquelles les différents descripteurs apportent de la croyance. Ainsi par exemple pour le descripteur *Absence de végétation*, nous construisons les ensembles focaux *Végétation*, $\overline{Végétation}$ et *Incertitude*. Un score élevé pour ce descripteur va attribuer une masse élevée à l'ensemble focal $\overline{Végétation}$. Nous construisons ainsi les ensembles focaux pour tous les descripteurs évoqués dans le chapitre 3. Tous ces ensembles focaux et leurs intersections/réunions forment le cadre de discernement Θ . Après avoir défini les ensembles focaux pour chaque descripteur (les relations entre les différents ensembles focaux sont détaillées dans le paragraphe 4.3.2), et déterminé les fonctions de masse pour chaque descripteur (les fonctions de masses sont explicitées dans le paragraphe 4.3.3), la fusion d'informations est effectuée par la règle orthogonale de Dempster-Shafer. La masse allouée à une hypothèse H , résultant de la combinaison de deux sources S_1 et S_2 s'exprime de la façon suivante :

$$m_{12}(H) = m_1 \oplus m_2(H) = \frac{1}{1 - \kappa} \sum_{A \cap B = H} m_1(A)m_2(B) \quad (4.2)$$

avec $\kappa = \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A)m_2(B)$ représentant le degré de conflit entre les deux sources.

Après l'étape de combinaison des sources, les informations disponibles sur chaque hypothèse s'expriment sous forme d'intervalle de probabilité, dont les valeurs minimum et maximum sont notées respectivement *croyance* et *plausibilité* (en anglais belief (Bel) et plausibility (Pl)). La valeur de *croyance* d'une hypothèse H représente toutes les

preuves attachées aux sous-ensembles de H :

$$\text{Bel}(H) = \sum_{A \subseteq H} m(A). \quad (4.3)$$

La valeur de *plausibilité* d'une hypothèse H représente toutes les preuves attachées aux ensembles intersectant H :

$$\text{Pl}(H) = \sum_{A|A \cap H \neq \emptyset} m(A). \quad (4.4)$$

En considérant cet intervalle de probabilité, il existe plusieurs façons de prendre une décision dans le cadre de Dempster-Shafer. Les principales règles de décision sont le maximum de *croissance* (décision pessimiste), le maximum de *plausibilité* (décision optimiste), ou un compromis entre *croissance* et *plausibilité*. Nous avons choisi cette dernière possibilité, en prenant le centre de l'intervalle borné par *croissance* et *plausibilité*. Le score attribué à l'objet d'indice i noté objet_i après l'étape de fusion est donc défini par :

$$\text{Score}(\text{objet}_i) = \frac{\text{Bel}(O_i) + \text{Pl}(O_i)}{2} \quad (4.5)$$

avec O_i étant l'hypothèse *Bâtiment* ou *Route* (selon la chaîne de traitement considérée) pour l'objet d'indice i . Selon la valeur de ce score, l'objet considéré sera inclus/conservé dans la BD, ou rejeté. Les deux paragraphes suivant vont détailler la modélisation de l'imprécision des descripteurs, c'est à dire sur quelle(s) hypothèse(s) chaque descripteur apporte de l'information, ainsi que la modélisation de l'incertitude par le biais des fonctions de masses.

4.3.2 Représentation de l'imprécision

Comme expliqué précédemment, la théorie des croyances de Dempster-Shafer est particulièrement adaptée à la représentation d'informations imprécises. La représentation de l'imprécision consiste à déterminer les ensembles focaux de chaque source d'information, c'est à dire de chaque descripteur dans notre application. Pour construire un modèle d'imprécision des sources, il est nécessaire de considérer quel(s) objet(s) chaque descripteur permet de discriminer. Pour réaliser ce modèle nous avons procédé de la façon suivante. À partir d'une vérité terrain d'une scène, nous avons considéré différents échantillons d'objets. En milieu urbain dense, les objets les plus fréquemment observés sont les bâtiments,

les tronçons de route, la végétation, les ombres, et des régions hétérogènes (composées de différents objets ou parties d'objets). Le score des différents descripteurs pour ces objets nous permet de construire des histogrammes, qui représentent les capacités de chaque descripteur pour discriminer chaque classe d'objet. Il est toutefois nécessaire de différencier le cas des descripteurs utilisés pour caractériser les bâtiments et ceux caractérisant les routes, car il ne s'appliquent pas au même type d'objet. En effet, pour les bâtiments, les objets considérés en entrée de la chaîne sont des polygones (polylignes fermées), alors que dans le cas des routes nous considérons des polylignes ouvertes. Les objets permettant de tester la réponse des descripteurs dédiés aux bâtiments doivent donc être des polygones (représentant des bâtiments, les tronçons de route, végétation, ombres, eau, et des régions hétérogènes), tandis que pour les descripteurs de la chaîne route, nous utiliseront des lignes (représentant des routes visibles, routes ombragées, routes recouvertes par la végétation, murs de bâtiments, polylignes placées au hasard).

Les histogrammes sont représentés sur les figures 4.3 à 4.8 pour les descripteurs utilisés dans la chaîne dédiée au traitement des bâtiments. Ainsi, l'histogramme 4.3, représentant la réponse du descripteur *Contours linéaires* pour les différentes classes d'objets, illustre la capacité de ce descripteur à distinguer les structures humaines des autres objets. En effet, les bâtiments, les routes et les ombres (souvent projetées par des bâtiments donc présentant une forme régulière) présentent un score élevé pour ce descripteur, tandis que les autres classes possèdent un score très faible.

L'histogramme 4.4 montre la capacité du descripteur *Présence d'ombre projetée* à distinguer les objets élevés (bâtiments et une partie de la végétation) des objets situés au ras du sol. Ce descripteur est complémentaire du précédent car il permet de faire une distinction entre les routes et la plupart des bâtiments.

Concernant le descripteur *Proximité de contours*, l'histogramme 4.5 prouve que la plupart des objets bien définis (ombres, bâtiments, végétation, routes) se situent proches de contours extraits dans l'image optique. Les polygones ayant été placés au hasard dans l'image se distinguent par une distance moyenne aux contours plus élevée.

L'histogramme 4.6 montre que le descripteur *Absence de végétation* permet de distinguer uniquement les régions de végétation des autres classes (bâtiments, routes, ombres).

Comme le montre l'histogramme 4.7, le descripteur *Radiométrie tuile* permet de distinguer clairement une partie des bâtiments (ceux possédant un toit en tuile). Selon la scène étudiée, la proportion de bâtiments pouvant être distingués par ce descripteur peut varier. Toutefois, comme mentionné précédemment, d'autres descripteurs basés sur la radiométrie peuvent compléter celui ci, en utilisant comme référence un autre matériau que la tuile.

Contrairement aux histogrammes précédents, l'histogramme 4.8 lié au contraste RSO présente une distinction peu évidente entre les différentes classes. Cet histogramme montre toutefois que les éléments présentant une forte valeur de contraste dans l'image RSO sont presque uniquement des bâtiments. Le descripteur *Contraste RSO* permet ainsi de distinguer une partie des bâtiments (en fonction de leur hauteur, de leur orientation par rapport au capteur et de leur voisinage).

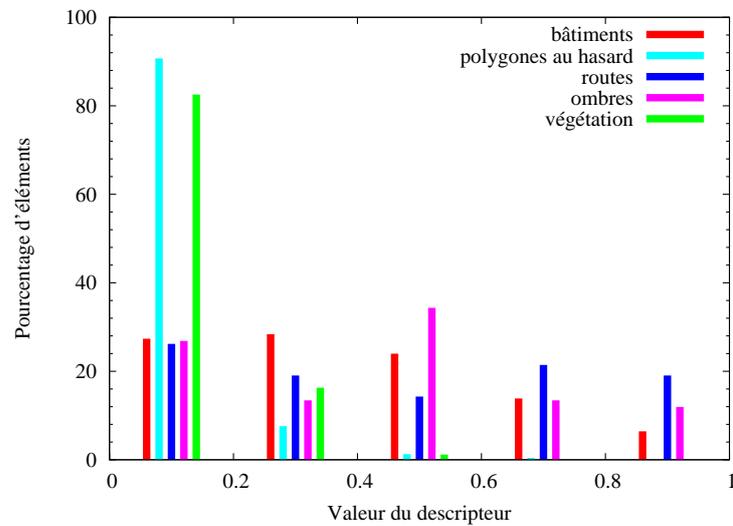
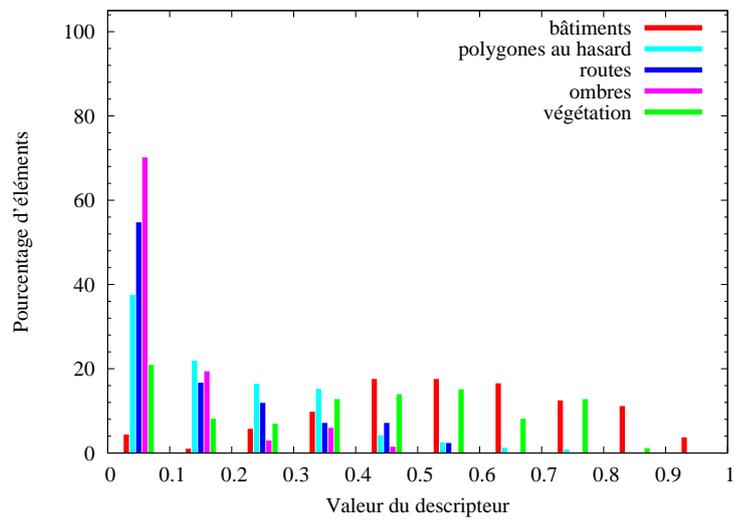
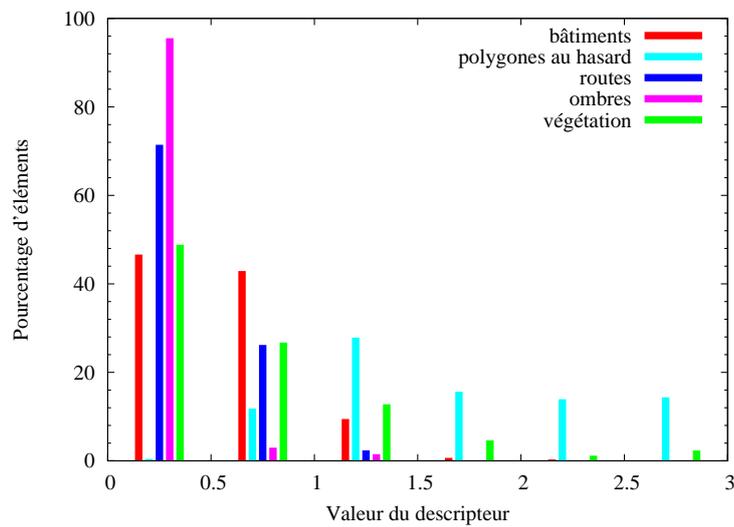
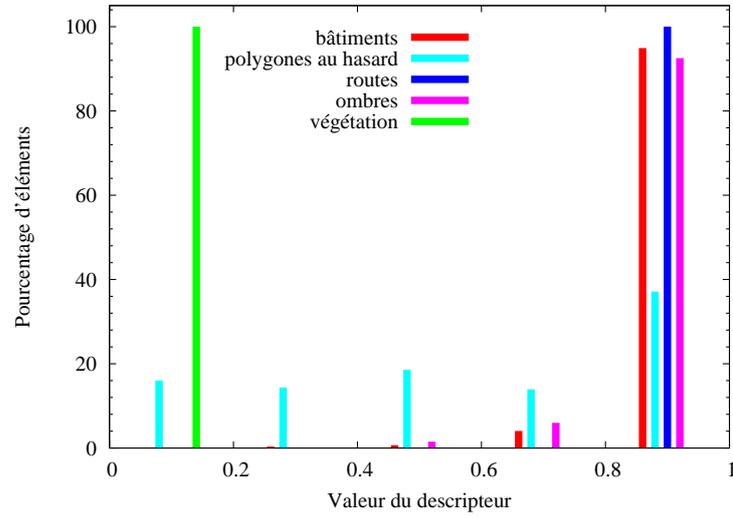
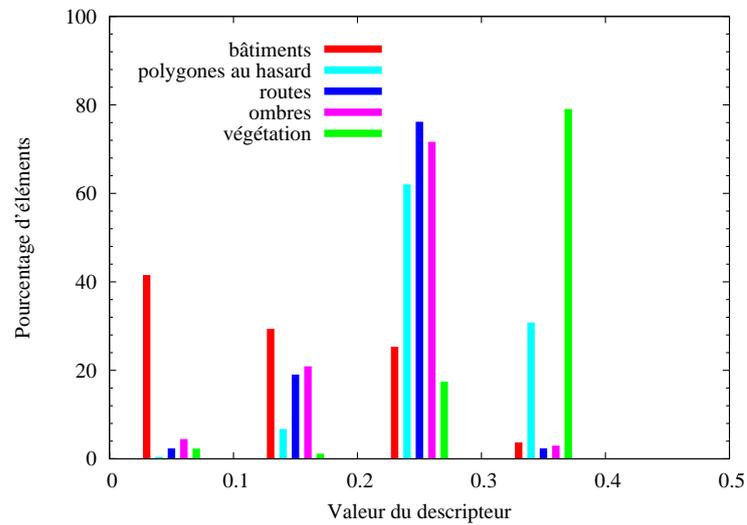
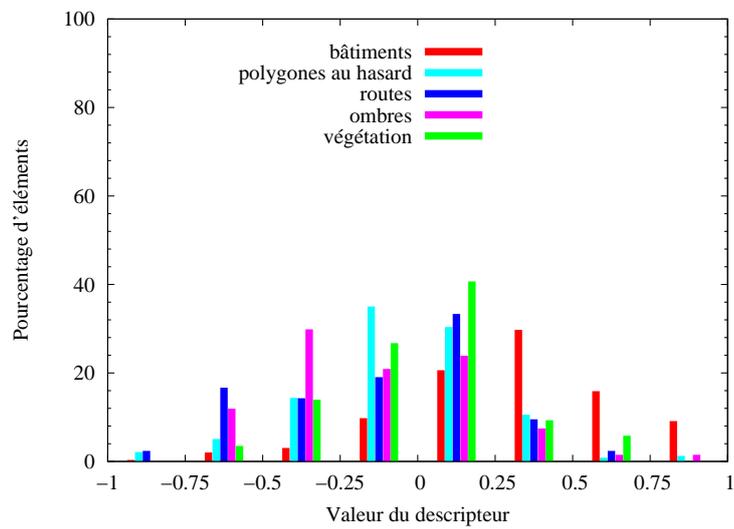


FIGURE 4.3 – Histogramme représentant le descripteur *Contours linéaires*

FIGURE 4.4 – Histogramme représentant le descripteur *Présence d'ombre projetée*FIGURE 4.5 – Histogramme représentant le descripteur *Proximité de contours*

FIGURE 4.6 – Histogramme représentant le descripteur *Absence de végétation*FIGURE 4.7 – Histogramme représentant le descripteur *Radiométrie tuile*

FIGURE 4.8 – Histogramme représentant le descripteur *Contraste RSO*

Cette analyse des histogrammes pour la chaîne traitant les bâtiments permet de construire le modèle d'imprécision des descripteurs représenté sur la figure 4.9. Cette figure représente les relations entre ensembles focaux des descripteurs développés pour la chaîne bâtiments. Ce modèle se justifie par les considérations suivantes :

- Les bâtiments contiennent très peu (et en général pas du tout) de végétation. Cependant d'autres objets n'en contiennent pas (comme les routes par exemple). Par conséquent, l'ensemble *Bâtiment* est inclus dans l'ensemble focal *Absence de végétation*.
- Les objets correspondant à des éléments de la scène contrastent avec leur voisinage. L'ensemble *Bâtiment* est ainsi inclus dans l'ensemble focal *Proximité de contours*, qui contient également les autres objets pouvant être présents dans la scène (routes, végétation,...).
- Les éléments projetant une ombre sont principalement les bâtiments et une partie de la végétation (arbres). Ainsi l'ensemble *Bâtiment* est inclus dans l'ensemble focal *Ombre projetée* et l'ensemble focal *Ombre projetée* intersecte l'ensemble focal *Absence de végétation*.
- La plupart des objets avec des contours linéaires sont des structures humaines (bâtiments ou routes en général). Donc l'ensemble focal *Contours linéaires* contient les ensembles *Bâtiment* et *Présence de route*, tout en étant inclus dans l'ensemble focal *Proximité de contours*.
- Une partie des bâtiments possède une radiométrie représentant un matériau spécifique aux toits de bâtiments (tuile ou ardoise par exemple). Les objets dont la radiométrie est celle du matériau considéré sont des bâtiments, mais d'autres bâtiments peuvent avoir un toit de radiométrie différente. Par conséquent, les ensembles focaux *Radiométrie tuile* et *Radiométrie ardoise* sont inclus dans l'ensemble *Bâtiment*.
- Seulement quelques bâtiments présentent un contraste entre la région de layover et la région d'ombre dans les images RSO. Ainsi l'ensemble *Bâtiment* est inclus dans l'ensemble focal *Contraste RSO*.
- En général, les routes ne traversent pas les bâtiments. Ainsi, l'ensemble focal

Présence de route n'intersecte pas l'ensemble *Bâtiment*, mais est inclus dans l'ensemble focal *Contours linéaires*, puisque nous avons vu que les routes sont des objets présentant des contours linéaires.

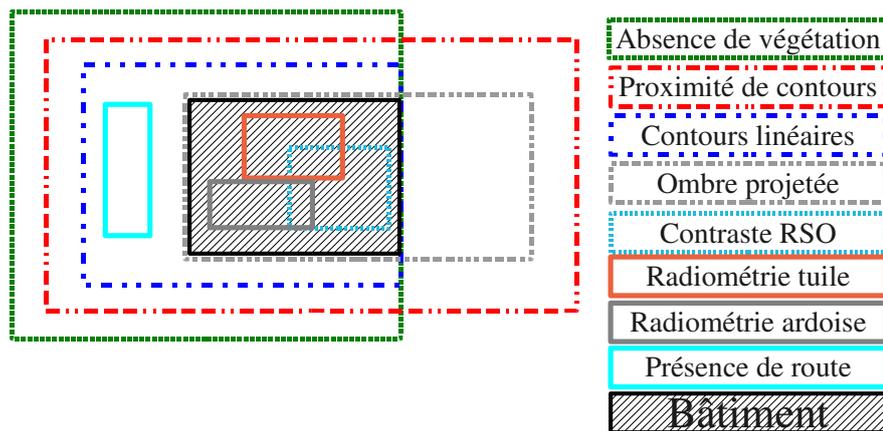


FIGURE 4.9 – Modèle d'imprécision des descripteurs pour la chaîne traitant les bâtiments

Dans le cas des descripteurs utilisés dans la chaîne traitant les routes, les histogrammes sont représentés sur les figures 4.10 jusqu'à 4.14. Pour générer ces histogrammes, nous avons considéré des polygones représentant les classes suivantes : routes visibles sur les images optiques (c'est à dire non masquées par les arbres ou par l'ombre de bâtiments adjacents), routes recouvertes par une ombre sur l'image optique, routes recouvertes par de la végétation (arbres), murs de bâtiments et polygones placées au hasard sur la scène.

Comme lors de son utilisation dans la chaîne consacrée aux bâtiments, l'histogramme 4.10 montre la capacité du descripteur *Contours linéaires* à distinguer les structures humaines. En effet, les routes visibles ou contenant une ombre projetée ainsi que les murs de bâtiments présentent une forte réponse de ce descripteur, contrairement aux polygones placés au hasard ou aux routes recouvertes par de la végétation (la végétation cache les contours réguliers de la route).

L'histogramme 4.11 caractérisant le descripteur *Absence d'ombre projetée* montre que les routes visibles, les routes ombragées, la plupart des polygones placés au hasard et certains murs de bâtiments ne projettent pas d'ombre (valeur du descripteur très proche de 1). Les seuls objets projetant une ombre sont les routes recouvertes par de la végétation

(l'ombre est projetée par les arbres recouvrant la route) et certains murs de bâtiments (lorsqu'ils sont positionnés du côté de l'ombre).

Comme le montre l'histogramme 4.12, le descripteur *Absence de végétation* permet de différencier les objets contenant de la végétation (routes recouvertes par de la végétation et une partie des polygones placées au hasard) des objets n'en contenant pas.

L'histogramme 4.13 montre que les routes visibles dans l'image optique se distinguent grâce au descripteur *Bande d'asphalte*. Quelques murs de bâtiments présentent également un score élevé (lorsqu'ils appartiennent à un bâtiment dont le toit a une radiométrie proche de l'asphalte), et dans une moindre mesure certaines routes recouvertes par une ombre. Ce descripteur est par conséquent beaucoup plus précis que les précédents pour identifier les routes non masquées par de la végétation.

Enfin, l'histogramme 4.14 illustre la capacité du descripteur *Route dans l'image RSO* à distinguer une partie des routes dans l'image RSO. Dans le cas de ce descripteur, les routes visibles et les routes ombragées constituent une même classe puisque l'ombre considérée est celle dans l'image optique. Cependant, certaines routes possèdent un faible score, car selon leur orientation par rapport au capteur, les routes ne sont pas toujours visibles sur les image RSO (en particulier lorsqu'elles sont situées à proximité d'un bâtiment, sur la zone de layover).

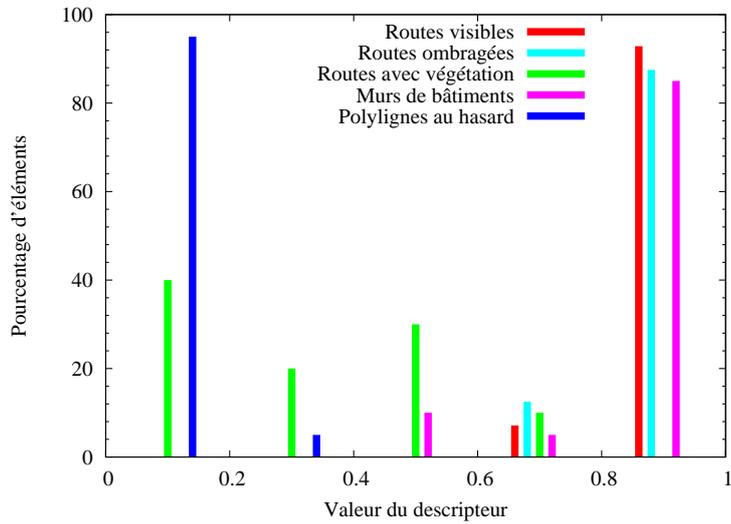


FIGURE 4.10 – Histogramme représentant le descripteur *Contours linéaires*

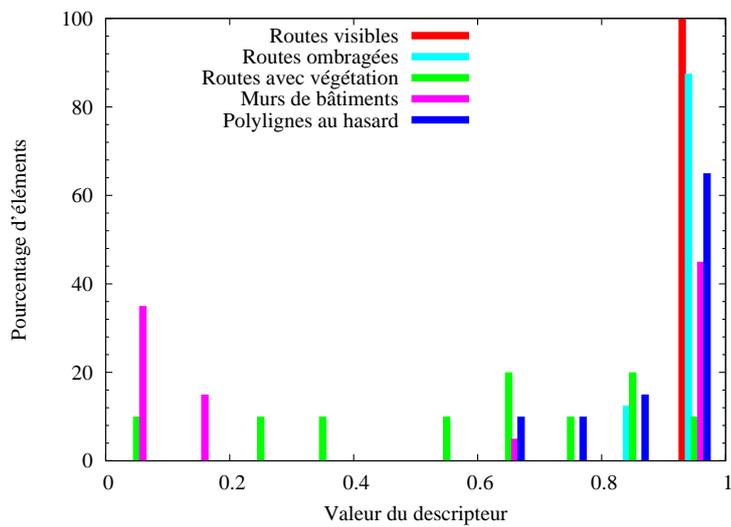
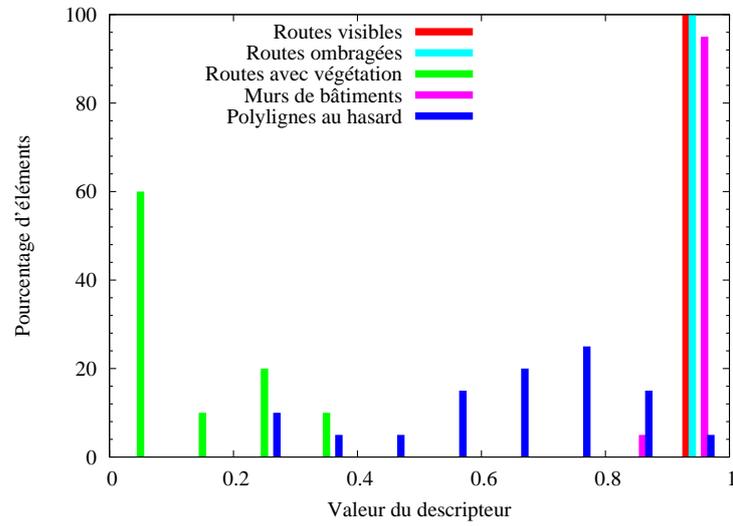
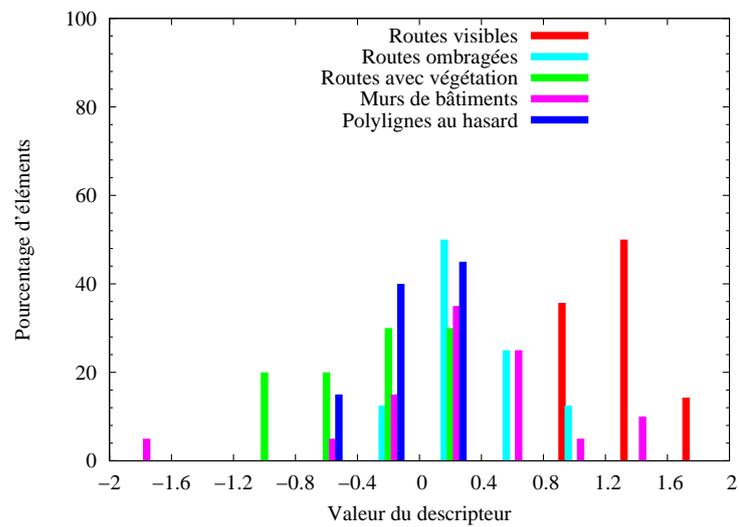
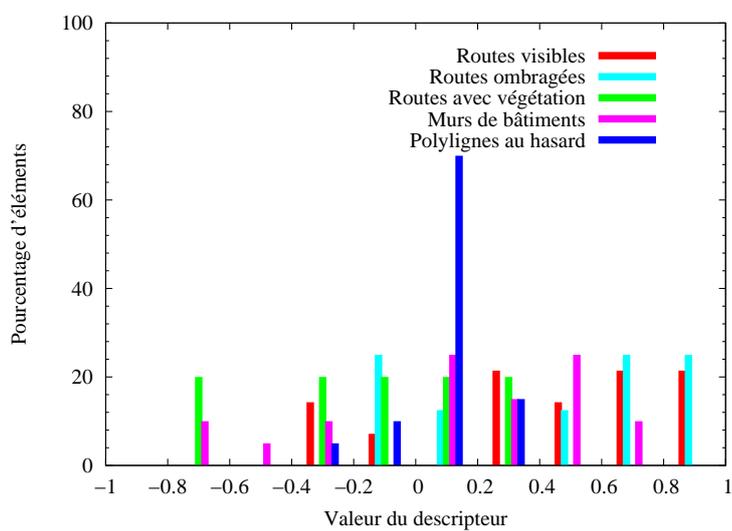


FIGURE 4.11 – Histogramme représentant le descripteur *Absence d'ombre projetée*

FIGURE 4.12 – Histogramme représentant le descripteur *Absence de végétation*FIGURE 4.13 – Histogramme représentant le descripteur *Bande d'asphalte*

FIGURE 4.14 – Histogramme représentant le descripteur *Route* dans l'image *RSO*

Comme pour la chaîne bâtiment, nous construisons un modèle d'imprécision pour les descripteurs caractérisant les routes grâce aux informations issues de ces histogrammes. Le modèle est représenté sur la figure 4.15. Il a été construit en considérant que :

- Les routes sont les seuls objets se présentant sous la forme de bandes d'asphalte. Par conséquent l'ensemble focal *Bande d'asphalte* est inclus dans l'ensemble *Route*.
- Le descripteur *Route dans l'image RSO* caractérise les routes, mais toutes les routes ne sont pas visibles dans l'image RSO. Ainsi l'ensemble focal *Route dans l'image RSO* est inclus dans l'ensemble *Route*.
- Les routes prises en compte dans notre application sont les routes non recouvertes par la végétation, ainsi l'ensemble d'intérêt *Route* est inclus dans l'ensemble focal *Absence de végétation*.
- Les routes visibles et ombragées présentent des contours linéaires, mais d'autres objets également (comme les murs de bâtiments). Par conséquent, l'ensemble *Route* est inclus dans l'ensemble focal *Contours linéaires* (lui-même inclus dans l'ensemble focal *Absence de végétation* puisque les zones de végétation ne comportent pas de contours linéaires).
- Le descripteur *Absence d'ombre projetée* caractérise tous les objets situés à la même hauteur que leur voisinage (les routes mais aussi la végétation basse, etc...). L'ensemble *Route* est donc inclus dans l'ensemble focal *Absence d'ombre projetée*. Toutefois ce descripteur est imprécis, l'ensemble focal *Absence d'ombre projetée* intersecte donc les ensembles *Absence de végétation*, $\overline{\text{Absence de végétation}}$, *Contours linéaires* et $\overline{\text{Contours linéaires}}$.
- Les bâtiments projettent une ombre et possèdent des contours linéaires, par conséquent l'ensemble focal *Présence de bâtiment* est inclus dans l'ensemble *Contours linéaires* mais pas dans *Absence d'ombre projetée*.

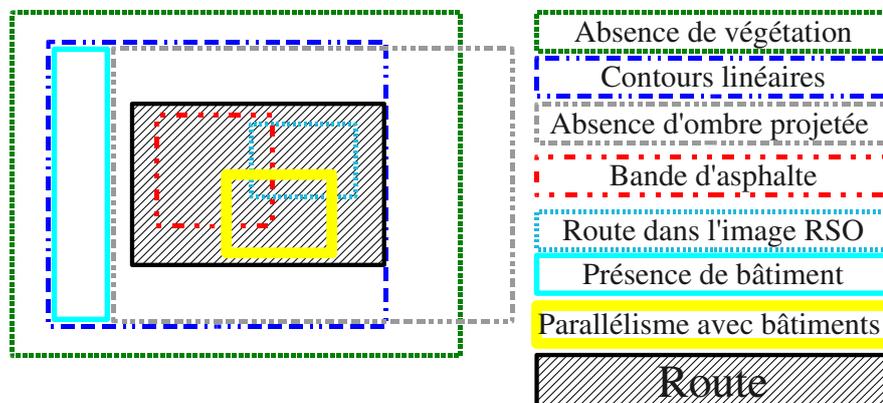


FIGURE 4.15 – Modèle d'imprécision des descripteurs pour la chaîne traitant les routes

4.3.3 Représentation de l'incertitude

Dans la théorie de Dempster-Shafer, l'incertitude est représentée par les fonctions de masse. Dans notre travail, les fonctions de masse apportent de la croyance à l'ensemble focal du descripteur considéré, à son complémentaire et à l'incertitude. Nous construisons les fonctions de masse grâce à des informations a priori sur les descripteurs. Comme nos descripteurs sont construits de façon à ce que leur score soit proportionnel à la probabilité d'appartenance à l'ensemble focal (plus le score est élevé, plus la probabilité d'appartenir à leur ensemble focal est élevée, ou bien le contraire), nous choisissons des fonctions de masse trapézoïdales, qui ont déjà été utilisées avec succès dans des applications similaires [TBM99]. Ces fonctions présentent l'avantage d'être simples et efficaces. Le modèle choisi est représenté sur la figure 4.16. Notons que pour les descripteurs *Proximité de contours* et *Radiométrie tuile*, plus leur score est faible, plus leur probabilité d'appartenance à leur ensemble focal est élevée, les rôles de *Ensemble focal* et $\overline{\text{Ensemble focal}}$ sur la figure 4.16 sont inversés.

Les fonctions de masses dépendent de quatre paramètres définissant les vecteurs $\theta_j = (a_j, b_j, c_j, d_j)$ où j représente l'indice du descripteur considéré. À l'entrée de la chaîne, ces paramètres peuvent être déterminés par des informations a priori, comme par exemple avec une base d'apprentissage. Après la vérification de la BD (si disponible), une base d'apprentissage est disponible, en considérant les objets d'intérêt éliminés et

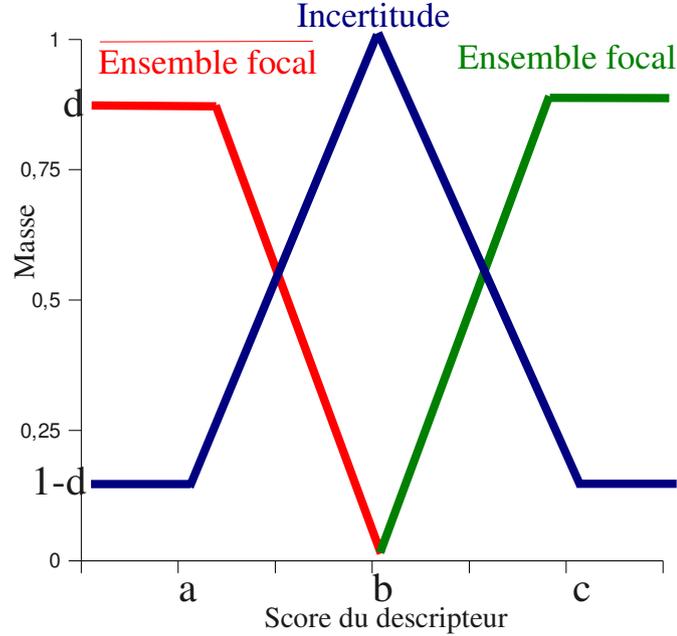


FIGURE 4.16 – Modèle de fonctions de masse

conservés. Grâce à ces données nous pouvons optimiser les fonctions de masse (il y a autant de fonctions de masse à optimiser que de descripteurs). Pour procéder à cette étape, nous considérons les objets conservés dans la BD, et ceux éliminés. Nous utilisons ces échantillons pour optimiser les quatre paramètres de chacune des fonctions de masse. L'optimisation se fait en cherchant les vecteurs θ_j (j variant de 1 à D , en considérant un nombre D de descripteurs) minimisant la fonction suivante :

$$F(\theta_1, \dots, \theta_j, \dots, \theta_D) = p \sum_{i=0}^{n_0} \left(1 - \frac{\text{Bel}(O_i) + \text{Pl}(O_i)}{2} \right)^2 + (1 - p) \sum_{i=n_0+1}^N \left(\frac{\text{Bel}(O_i) + \text{Pl}(O_i)}{2} \right)^2$$

où O_1, \dots, O_N représentent l'hypothèse *Objet d'intérêt*, c'est à dire *Bâtiment* ou *Route* dans notre cas. Nous ordonnons les objets de façon à ce que les objets numérotés de 1 à n_0 soient ceux conservés dans la BD, tandis que les objets de $n_0 + 1$ à N sont éliminés. Comme mentionné dans l'équation 4.5, la moyenne de la croyance et de la plausibilité de l'hypothèse *Objet d'intérêt* correspond au score de l'objet considéré. Minimiser $F(\theta)$ consiste ainsi à maximiser le score des objets acceptés et à minimiser le score des objets rejetés. p est un coefficient de pondération. Nous prenons 0.5 comme valeur de p par

défaut, cette valeur dépendant de l'application (selon la nécessité de privilégier les fausses alarmes ou la détection). L'optimisation est effectuée par une méthode d'optimisation numérique. Dans notre étude nous avons utilisé la méthode d'optimisation de Nelder-Mead [NM65].

Les figures 4.17 et 4.18 représentent respectivement les fonctions de masse optimisées pour les descripteurs *Proximité de contours* et *Absence de végétation* de la chaîne traitant les bâtiments. Les paramètres de ces fonctions de masse ont été optimisés en utilisant des vrais bâtiments (provenant d'une BD à jour) et des objets n'intersectant pas les bâtiments.

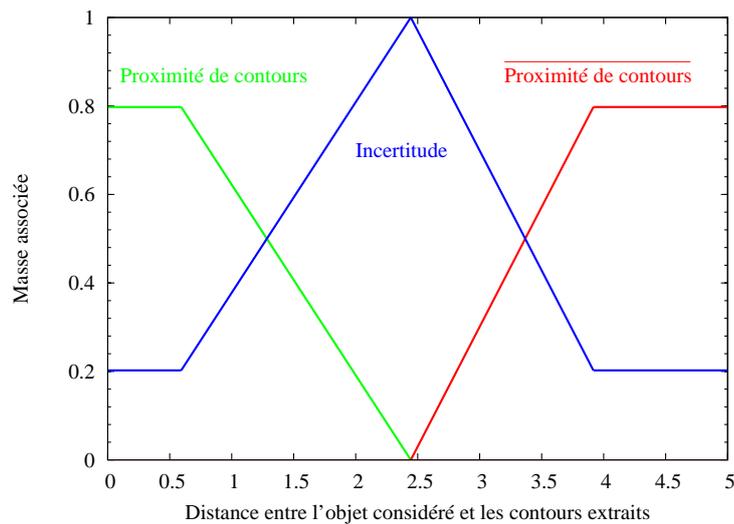


FIGURE 4.17 – Fonctions de masse optimisées pour le descripteur *Proximité de contours*

Notons toutefois que cette méthode d'optimisation suppose qu'il n'y a pas eu d'erreurs lors de l'étape de vérification de la BD. Si des faux bâtiments sont toujours présents dans la BD, ou que de vrais bâtiments ont été éliminés, l'optimisation des paramètres sera de moins bonne qualité. Cependant la chaîne de traitement implémentée permet à un opérateur humain d'intervenir lors de la prise de décision, afin d'éventuellement traiter manuellement les cas difficiles. Nous avons vu que la méthode de fusion utilisée permet

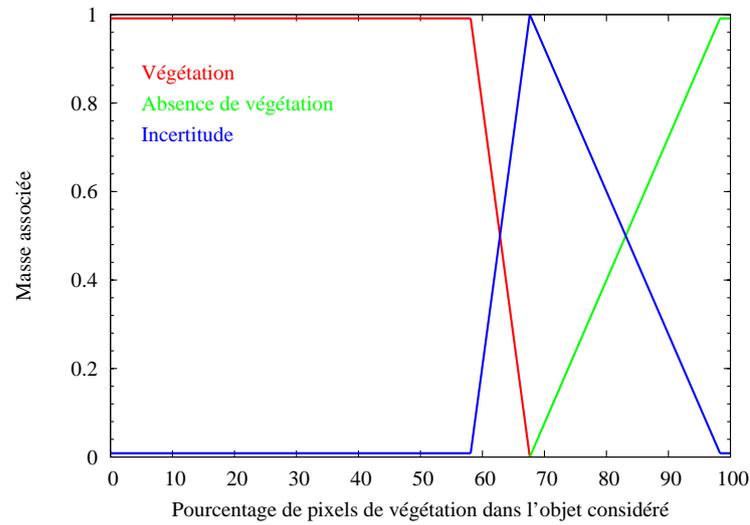


FIGURE 4.18 – Fonctions de masse optimisées pour le descripteur *Absence de végétation*

d'obtenir un score pour chaque objet, ainsi que des coefficients indiquant le conflit (objet ne correspondant pas au modèle mis en place) et l'ignorance (manque d'information sur l'objet). Un opérateur pourra donc intervenir sur ces cas, tandis que les cas simples seront traités automatiquement par la chaîne de traitement. Cependant si la chaîne est utilisée de façon totalement automatique, les erreurs lors de l'étape de vérification de la BD pourront impacter l'étape de détection de nouveaux objets si l'optimisation des paramètres est effectuée avec une base d'apprentissage erronée.

4.4 Exemple de fusion par la théorie de Dempster-Shafer

Nous avons étudié dans le paragraphe 4.3.1 les mécanismes de la fusion par la théorie de Dempster-Shafer, puis en 4.3.2 les relations entre les différents ensembles focaux, et enfin en 4.3.3 comment sont déterminées les fonctions de masse définissant la quantité de masse apportée à chaque ensemble focal. Nous allons dans ce paragraphe illustrer la fusion par la théorie de Dempster-Shafer avec un exemple simplifié en ne considérant que

deux descripteurs de la chaîne traitant les bâtiments. Pour cet exemple nous choisissons d'utiliser les descripteurs *Présence d'ombre projetée* (descripteur 1) et *Absence de végétation* (descripteur 2). Le modèle d'imprécision des descripteurs présenté sur la figure 4.9 devient le modèle simplifié de la figure 4.19. Après l'étape de calcul des descripteurs, à chaque hypothèse de bâtiment est associé un vecteur de deux scores, représentant le score de chacun des deux descripteurs considérés. Grâce aux fonctions de masses, nous obtenons la quantité de croyance apportée par chaque descripteur à leurs ensembles focaux. La fusion de ces masses dans le cadre de la théorie de Dempster-Shafer se déroule de la façon suivante. D'abord nous déterminons les différents ensembles focaux issus de la fusion entre les deux descripteurs. Les ensembles focaux du descripteur 1 (*Présence d'ombre projetée*) sont *Présence d'ombre projetée* (noté *Prés. omb.*), $\overline{\text{Présence d'ombre projetée}}$ (noté $\overline{\text{Prés. omb.}}$) et *Incertitude* (noté Θ). Ceux du descripteur 2 (*Absence de végétation*) sont *Absence de végétation* (noté *Abs. vég.*), $\overline{\text{Absence de végétation}}$ (noté $\overline{\text{Abs. vég.}}$) et *Incertitude* (noté Θ). Le tableau 4.1 illustre les ensembles focaux résultant de la fusion de ces deux descripteurs. La première colonne du tableau contient les ensembles focaux du descripteur 1 et la première ligne ceux du descripteur 2. Notons que lors de l'introduction d'un troisième descripteur, les ensembles focaux du nouveau descripteur sont fusionnés avec les ensembles focaux résultant de la fusion des deux premiers.

TABLE 4.1 – Ensembles focaux issus de la fusion entre les deux descripteurs

	<i>Abs. vég.</i>	$\overline{\text{Abs. vég.}}$	Θ
<i>Prés. omb.</i>	$\text{Prés. omb.} \cap \text{Abs. vég.}$	$\text{Prés. omb.} \cap \overline{\text{Abs. vég.}}$	<i>Prés. omb.</i>
$\overline{\text{Prés. omb.}}$	$\overline{\text{Prés. omb.}} \cap \text{Abs. vég.}$	$\overline{\text{Prés. omb.}} \cap \overline{\text{Abs. vég.}}$	$\overline{\text{Prés. omb.}}$
Θ	<i>Abs. vég.</i>	$\overline{\text{Abs. vég.}}$	Θ

Ensuite, nous déterminons la masse attribuée à chacun des ensembles focaux. Pour cela, nous utilisons l'équation 4.2. Dans le cas des deux descripteurs considérés, le conflit κ est nul, puisque $\sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A)m_2(B) = 0$, en notant $m_i(E)$ la masse apportée à l'ensemble focal E par le descripteur i , i prenant les valeurs 1 ou 2. Nous calculons les masses des différents ensembles focaux présents dans le tableau 4.1. Nous notons $m_{12}(E)$

la masse de l'ensemble focal E issue de la fusion des descripteurs 1 et 2 :

$$m_{12}(Prés. omb. \cap Abs. vég.) = m_1(Prés. omb.)m_2(Abs. vég.)$$

$$m_{12}(Prés. omb. \cap \overline{Abs. vég.}) = m_1(Prés. omb.)m_2(\overline{Abs. vég.})$$

$$m_{12}(Prés. omb.) = m_1(Prés. omb.)m_2(\Theta)$$

$$m_{12}(\overline{Prés. omb.} \cap Abs. vég.) = m_1(\overline{Prés. omb.})m_2(Abs. vég.)$$

$$m_{12}(\overline{Prés. omb.} \cap \overline{Abs. vég.}) = m_1(\overline{Prés. omb.})m_2(\overline{Abs. vég.})$$

$$m_{12}(\overline{Prés. omb.}) = m_1(\overline{Prés. omb.})m_2(\Theta)$$

$$m_{12}(Abs. vég.) = m_1(\Theta)m_2(Abs. vég.)$$

$$m_{12}(\overline{Abs. vég.}) = m_1(\Theta)m_2(\overline{Abs. vég.})$$

$$m_{12}(\Theta) = m_1(\Theta)m_2(\Theta)$$

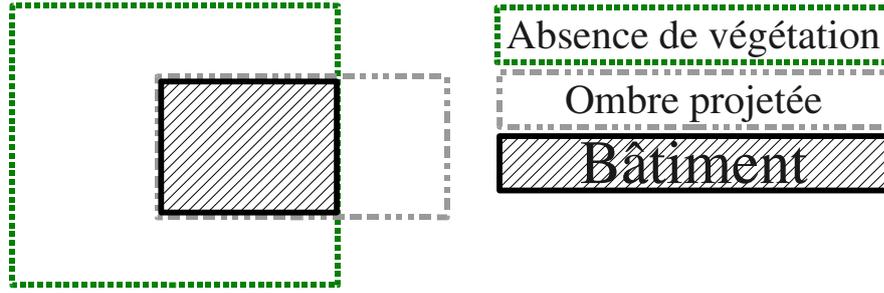


FIGURE 4.19 – Modèle d'imprécision simplifié avec deux descripteurs

Nous obtenons ainsi la masse de chacun des ensembles focaux résultant de la fusion des deux descripteurs. Nous sommes donc en mesure de calculer la croyance (notée Bel) et la plausibilité (notée Pl) de l'hypothèse d'intérêt, c'est à dire l'hypothèse *Bâtiment*. Conformément à l'équation 4.3, la croyance en l'hypothèse *Bâtiment* repose sur les masses incluses dans l'ensemble *Bâtiment*. Parmi les ensembles focaux obtenus, seul l'ensemble $Prés. omb. \cap Abs. vég.$ vérifie cette propriété. Nous obtenons alors :

$$Bel(Bâtiment) = m_{12}(Prés. omb. \cap Abs. vég.) \quad (4.6)$$

Pour calculer la plausibilité de cette hypothèse, nous déterminons les ensembles focaux dont l'intersection avec l'ensemble *Bâtiment* est non vide, comme mentionné dans l'équation 4.4. Il s'agit des ensembles *Bâtiment*, *Prés. omb.*, *Abs. vég.* et Θ . Nous obtenons

alors :

$$Pl(\text{Bâtiment}) = m_{12}(\text{Prés. omb.} \cap \text{Abs. vég.}) + m_{12}(\text{Prés. omb.}) + m_{12}(\text{Abs. vég.}) + m_{12}(\Theta) \quad (4.7)$$

Nous déduisons de l'équation 4.5 le score associé à chaque objet considéré dans la chaîne traitant les bâtiments :

$$\text{Score}(\text{objet}) = \frac{Bel(\text{Bâtiment}) + Pl(\text{Bâtiment})}{2} \quad (4.8)$$

4.5 Conclusion

Dans notre application, l'inférence bayésienne aurait été plus complexe à appliquer. En effet, cette méthode aurait requis la définition des probabilités conditionnelles de chaque sous-ensemble représenté sur les figures 4.9 et 4.15 pour la fusion. Par exemple, comme le descripteur *Présence d'ombre projetée* ne peut distinguer les bâtiments et les arbres, $P(\text{Bâtiment} | \text{Présence d'ombre projetée})$ et $P(\text{Arbre} | \text{Présence d'ombre projetée})$ doivent être connus, ce qui nécessite une forte quantité de connaissances a priori. L'un des avantages de la théorie de Dempster-Shafer est de considérer des hypothèses composées sans nécessité de connaissances a priori sur la répartition des masses dans les sous-ensembles. L'utilisation de la théorie de Dempster-Shafer s'avère donc pertinente, grâce à la modélisation de l'imprécision des descripteurs qui a conduit à la construction des modèles d'imprécision représentés sur les figures 4.9 et 4.15.

CHAPITRE 5

Post-traitements

Sommaire

5.1 Bâtiments	85
5.2 Routes	87

Une fois la BD vérifiée et de nouveaux éléments détectés, la mise à jour de la BD peut être effectuée. Lors de cette étape de post-traitement, mise en évidence dans la chaîne de traitement représentée sur la figure 5.1, tous les objets considérés ont un score supérieur au seuil d'acceptation. Par conséquent tous les objets sont considérés comme étant des objets d'intérêt (bâtiment ou route). Cependant quelques traitements supplémentaires s'avèrent nécessaires à l'intégration des nouveaux éléments dans les bases de données. En effet, de part les méthodes de détection de nouveaux objets choisies, l'intégration de ces objets peut interférer avec les objets déjà présents dans la base. Nous allons donc détailler à la fois pour les routes et les bâtiments quelles problématiques cette intégration soulève.

5.1 Bâtiments

Comme étudié précédemment, les nouveaux bâtiments proviennent de plusieurs segmentations de l'image, à différents niveaux. Ainsi un bâtiment segmenté à un certain niveau sera sur-segmenté à des niveaux inférieurs (avec un rayon spectral plus faible). Un algorithme doit donc être développé afin de faire une synthèse des différents niveaux de segmentation pour qu'il n'y ait pas de superposition entre bâtiments à la sortie de la chaîne de traitement. Pour éviter cette sur-segmentation, nous prenons en compte le niveau auquel a été segmenté chaque bâtiment. Pour un seul niveau donné, il ne peut y avoir d'intersection entre bâtiments puisque la segmentation est une partition de l'image. Ainsi, en cas d'intersection (chevauchement) entre bâtiments, les bâtiments avec

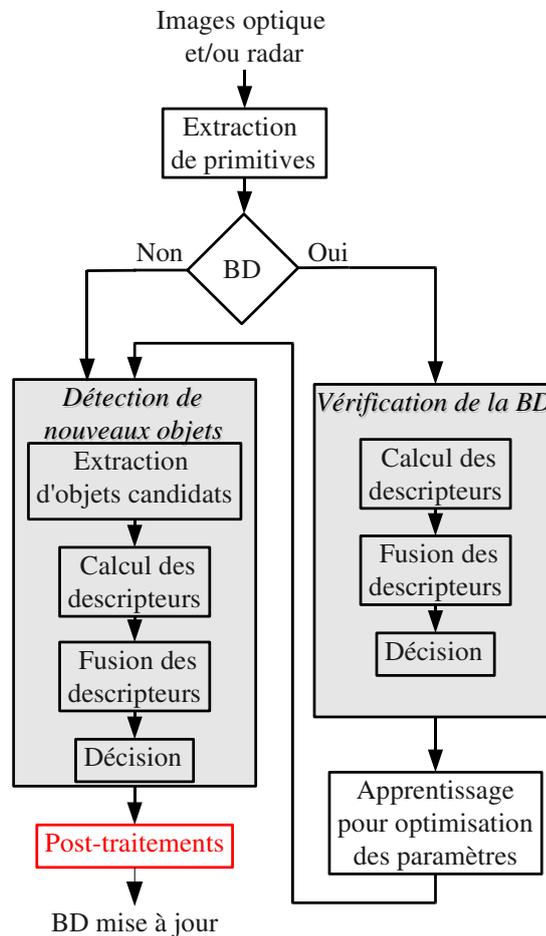


FIGURE 5.1 – Chaîne de traitement - étape de post-traitements

le niveau de segmentation le plus élevé (rayon spectral le plus grand) sont privilégiés, permettant ainsi d'éviter une sur-segmentation des bâtiments. Une exemple de configuration possible est représenté sur la figure 5.2(a). Sur cette figure le niveau de segmentation des bâtiments est codé en niveau de gris. Plus un bâtiment est issu d'une segmentation avec un rayon spectral élevé, plus ses frontières sont blanches. La figure 5.2(b) illustre la configuration obtenue après l'algorithme de post-traitement : le bâtiment de niveau de segmentation le plus élevé est conservé, tandis que les parties d'objets situées à l'intérieur de la segmentation de rayon spectral le plus élevé sont supprimées.



(a) Configuration initiale

(b) Configuration après post-traitement

FIGURE 5.2 – Illustration de la méthode de synthèse des bâtiments extraits par segmentations multi-niveaux

5.2 Routes

Dans le cas de la chaîne de traitement consacrée à la mise à jour de la BD des routes, l'étape de post-traitement consiste à exploiter une caractéristique essentielle des routes : leur organisation en réseau. Au cours du traitement, des tronçons de routes sont d'abord conservés dans la BD (si leur score est au-dessus du seuil d'acceptation, dont la valeur dépend de l'application et peut être fixé par un utilisateur de la chaîne de traitement), puis de nouveaux tronçons extraits des images sont ajoutés dans la BD. La connaissance a priori sur l'organisation des routes sous forme de réseau nous permet de mettre en place une étape de liaison des tronçons acceptés dans la BD, afin de compléter la mise à jour du réseau routier de la scène étudiée.

La problématique consiste alors à relier des points (extrémités des tronçons extraits) sous des contraintes de forme (a priori sur la régularité des routes) et d'attache aux données (la liaison doit être conforme aux caractéristiques des routes dans les images optique et RSO). Pour répondre à cette problématique, nous utilisons des contours actifs, introduits par [KWT88], qui sont particulièrement adaptés à cette situation. Ils ont en effet été utilisés dans des applications d'extraction du réseau routier [PCR03].

Les contours actifs (ou snakes) sont des contours déformables contraints par leur forme et par l'image. Ils doivent être initialisés à proximité de l'objet à détecter. À

partir de l'initialisation, les contours actifs vont se déformer en étant attirés par des primitives extraites des images (typiquement par les contours extraits de l'image) tout en étant soumis à des contraintes de régularité sur leur forme. Les contours actifs sont composés de deux types d'énergies à minimiser. L'énergie interne correspond à la forme du contour, tandis que l'énergie externe est un terme d'attache aux données. La convergence des contours actifs est un problème d'optimisation d'une fonctionnelle d'énergie sous contrainte.

Le modèle de contours actifs que nous avons choisi pour notre application a été introduit dans [WS92]. Les différents termes d'énergie de ce modèle sont définis comme suit :

$$E = \sum_i [\alpha(i)E_{cont}^i + \beta(i)E_{curv}^i + \alpha(i)E_{image}^i] \quad (5.1)$$

E est l'énergie du contour et i est l'indice du point du contour considéré. L'énergie interne est composée des deux premiers termes de l'équation 5.1 : $E_{int}^i = \alpha(i)E_{cont}^i + \beta(i)E_{curv}^i$. E_{cont} correspond à l'énergie de continuité du contour tandis que E_{curv} correspond à l'énergie de courbure. Ces deux termes sont définis dans [WS92]. Si $\mathbf{v}_i = (x_i, y_i)$ est un point du contour, nous calculons :

$$E_{cont}^i = |\bar{d} - |\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}|| = \left| \bar{d} - \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} \right| \quad (5.2)$$

$$E_{curv}^i = |\mathbf{v}_{i-1} - 2\mathbf{v}_i + \mathbf{v}_{i+1}|^2 = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2 \quad (5.3)$$

où \bar{d} est la distance moyenne entre les points du contour, et i représente l'indice du point \mathbf{v}_i où est calculée cette énergie. Les coefficients $\alpha(i)$, $\beta(i)$ et $\alpha(i)$ sont des pondérations permettant de privilégier un terme plutôt qu'un autre pour chaque point considéré. Nous les choisissons constants le long de chaque contour (donc indépendants de i).

L'énergie externe E_{image} , représentant l'attache aux données, permet de guider le contour vers la zone d'intérêt. Elle est en général liée à une détection de contours dans les images. Dans [PCR03], une détection de contours multi-échelles est mise en place afin de guider avec robustesse les contours actifs vers les contours extraits de l'image. Dans notre étude, nous ne nous limitons pas aux contours extraits pour guider les contours actifs vers les routes. En effet, nous avons mis en place plusieurs descripteurs caractérisant

les routes, puis nous les avons fusionnés. Cette fusion nous permet d'obtenir un score pour chaque polyligne considérée représentant sa probabilité d'être une route. Par conséquent, il est intéressant d'utiliser ce score comme terme d'énergie externe du contour actif. Si l'on note S le score d'une polyligne (appartenant à l'intervalle $[0, 1]$), nous prenons comme énergie externe pour le contour actif considéré : $E_{image} = 1 - S$. Cette énergie fournie par le calcul et la fusion des descripteurs correspond au terme d'attache aux données. Il est ensuite nécessaire de minimiser l'énergie E du contour actif mentionnée dans l'équation 5.1.

Afin d'optimiser les contours actifs, nous utilisons l'algorithme glouton (appelé "Greedy algorithm" en anglais) détaillé dans [WS92]. Cet algorithme présente l'avantage d'être de complexité $O(nm)$ pour un contour de n points pour chacun desquels on considère un voisinage de taille m à chaque itération. Les autres méthodes classiques d'optimisation de l'énergie des contours actifs sont de complexité supérieure, comme par exemple l'algorithme développé dans [ATW88] de complexité $O(nm^3)$. Selon [WS92], l'algorithme glouton ne garantit pas l'obtention d'un minimum global, cependant les résultats expérimentaux le rendent comparable aux autres méthodes. L'algorithme glouton consiste à optimiser successivement la position de chaque sommet du contour actif. Ainsi, pour chaque sommet \mathbf{v}_i , plusieurs positions sont considérées dans son voisinage. La position de \mathbf{v}_i minimisant l'énergie de la polyligne composée des sommets \mathbf{v}_{i-1} , \mathbf{v}_i et \mathbf{v}_{i+1} est choisie. Plusieurs itérations le long du contour actif sont effectuées. Le pseudo-code pour l'algorithme glouton est détaillé dans [WS92].

Dans notre application, nous cherchons à lier au réseau routier des tronçons de route disjoints. Pour chaque tronçon dont une extrémité n'est pas liée au réseau, nous cherchons le point du réseau le plus proche, ce qui nous donne les deux extrémités du contour actif (\mathbf{v}_0 et \mathbf{v}_N), comme représenté sur la figure 5.3(a). Nous devons déterminer un contour actif initial pour appliquer l'algorithme glouton. Pour ce faire, nous considérons une extrémité du contour du actif (\mathbf{v}_0), puis nous positionnons un premier sommet $\mathbf{v}_{1,ini}$ dans la direction du vecteur $\overrightarrow{\mathbf{v}_0\mathbf{v}_N}$ à une distance d de \mathbf{v}_0 (figure 5.3(b)). Nous cherchons alors dans un voisinage de $\mathbf{v}_{1,ini}$ la position de \mathbf{v}_1 qui correspond à un score maximum après fusion des descripteurs de la polyligne composée des sommets \mathbf{v}_0 , \mathbf{v}_1 et \mathbf{v}_N (points rouges sur la figure 5.3(c)). Notons que sur la figure 5.3(c) nous avons représenté uniquement 4 positions possibles à une distance R de la position initiale pour simplifier le schéma,

mais dans notre application nous considérons un voisinage avec une 8-connexité. Nous itérons ce procédé pour chercher la position de \mathbf{v}_2 , avec \mathbf{v}_1 prenant désormais le rôle de \mathbf{v}_0 (figure 5.3(d)). En continuant ainsi jusqu'à chercher la position de \mathbf{v}_{N-1} , nous obtenons un contour actif composé de N sommets (figure 5.3(e)), N dépendant de la distance d choisie.

Nous appliquons ensuite l'algorithme glouton à ce contour actif, qui a pour but de maintenir le contour sur la route, tout en contraignant la régularité de sa forme. Nous cherchons la position de chaque sommet minimisant l'énergie E du contour actif. Notons que dans l'algorithme glouton présenté dans [WS92], le voisinage considéré pour le déplacement d'un sommet est composé de ses 8 voisins en 8-connexité. Dans notre algorithme, comme nous travaillons avec des polygones dont les sommets peuvent être espacés de façon conséquente, nous considérons les positions possibles de déplacement des sommets situées à une distance R de la position initiale (comme représenté sur la figure 5.3(c)). Nous adaptons l'algorithme glouton afin qu'à chaque itération de l'algorithme (une itération correspond à une optimisation de chaque sommet de la polygone), le rayon R décroisse, afin de permettre une recherche de position optimale de plus en plus précise spatialement.

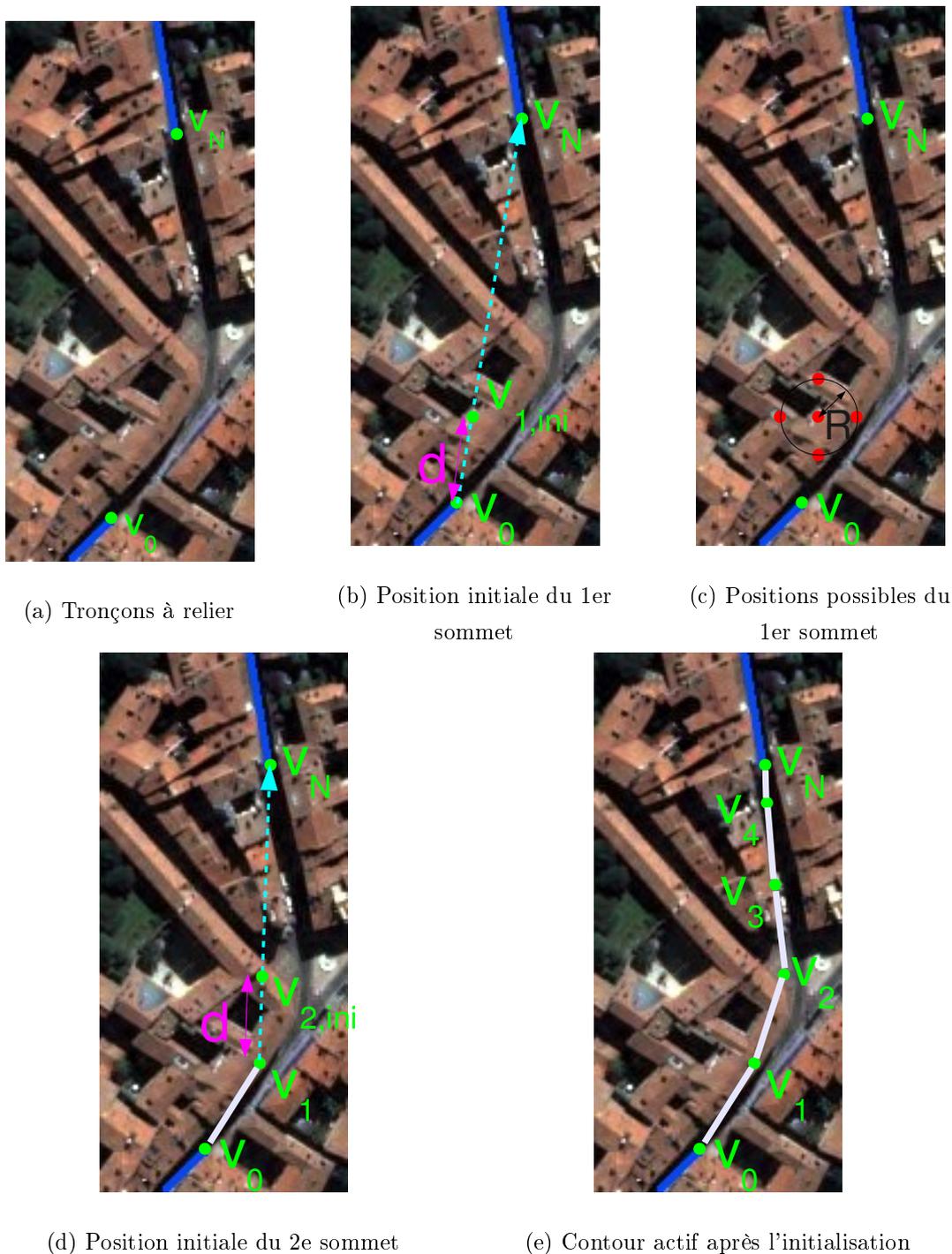


FIGURE 5.3 – Illustration de la méthode d'initialisation des contours actifs

CHAPITRE 6

Résultats

Sommaire

6.1	Données et méthodes d'évaluation de la chaîne de traitement	93
6.2	Évaluation de l'étape de vérification de la BD	97
6.3	Évaluation de la détection de nouveaux objets	115
6.4	Évaluation de la chaîne de traitement complète	125

6.1 Données et méthodes d'évaluation de la chaîne de traitement

Ce chapitre présente les résultats issus de l'évaluation de la chaîne de traitement. Nous allons détailler les résultats de la mise à jour des bases de données de routes et de bâtiments pour les différents jeux de données présentés dans la partie 2.4. Pour chacun de ces jeux de données, nous considérons différents scénarios, en fonction des données utilisées pour tester la chaîne de traitement. Pour le jeu de données disponible sur Toulouse, les 9 scénarios testés sont présentés dans le tableau 6.1. Les 5 scénarios pour le jeu de données sur Haïti sont détaillés dans le tableau 6.2.

Pour chaque type d'objet (route et bâtiment), nous allons évaluer distinctement les deux parties de la chaîne de traitement : l'évaluation de la BD et la détection de nouveaux objets. Pour l'étape de vérification des bases de données, nous chercherons à évaluer dans quelle mesure les chaînes de traitement sont capables de détecter les objets à éliminer tout en conservant les objets d'intérêt. L'évaluation de l'étape de détection de nouveaux objets consiste quant à elle à déterminer si les objets extraits des images sont effectivement des objets d'intérêt à inclure dans les BDs. Comme étudié dans le chapitre 4, la chaîne de traitement permet d'assigner un score à chaque objet, sur lequel est basée la décision de l'inclure ou non dans la BD. Le seuil de décision peut être fixé ou ajusté par

TABLE 6.1 – Scénarios testés pour le jeu de données sur Toulouse

Scénario	Image optique				Image RSO
	XS 70cm	P 70 cm	XS 2.5m	P 2.5m	TerraSAR-X 1m
1	X				X
2	X				
3		X			X
4		X			
5			X		X
6			X		
7				X	X
8				X	
9					X

TABLE 6.2 – Scénarios testés pour le jeu de données sur Haïti

Scénario	Image optique QuickBird		Image RSO
	XS 60cm	P 60 cm	TerraSAR-X 1m
1	X		X
2	X		
3		X	X
4		X	
5			X

un opérateur humain en fonction de l'application. Pour évaluer les résultats, nous faisons varier ce seuil afin d'obtenir des courbes représentant les résultats dans les différentes possibilités d'utilisation de la chaîne (i.e. avec des taux de fausse alarme et de détection variables).

Les routes et les bâtiments sont des objets de natures différentes, ayant chacun leurs propres critères d'évaluation, que nous allons désormais détailler.

6.1.1 Bâtiments

Les bâtiments se présentent sous forme d'objets surfaciques (polygones). Les mesures classiques d'évaluation se font par l'intermédiaire des pourcentages de détection et de fausse alarme, comme représenté sur la figure 6.1. Pour toute l'image, selon la quantité de pixels de bâtiments correctement détectés et la quantité de pixels de fausse alarme, nous pouvons évaluer la chaîne de traitement au niveau pixel.

De façon complémentaire à cette évaluation, nous considérons également une évaluation des performances de la chaîne de traitement au niveau objet. Le but de cette évaluation est de connaître le taux de bâtiments correctement détectés, et le taux de faux objets considérés à tort comme des bâtiments. Pour cela, nous devons fixer un seuil pour déterminer à partir de quel taux de recouvrement (entre un objet de référence et un objet détecté) nous sommes dans le cas d'une fausse alarme ou d'une bonne détection. Dans cette thèse, nous choisissons qu'un bâtiment de référence sera considéré comme détecté si plus de 50 % de sa surface est détectée. De même, un objet détecté sera considéré comme une fausse alarme si moins de 50 % de sa surface correspond à un bâtiment dans la vérité terrain. Des taux plus stricts pourraient être utilisés, comme par exemple considérer qu'un bâtiment est détecté seulement si plus de 90 % de sa surface est détectée, et qu'un objet est une fausse alarme si plus de 10 % de sa surface ne correspond pas à un bâtiment. Le choix de ces valeurs tolérerait moins d'imprécision dans la délimitation des contours des bâtiments. Un bâtiment correctement détecté est appelé "Vrai Positif" (VP), un bâtiment non détecté est un "Faux Négatif" (FN), un objet détecté à tort comme bâtiment est un "Faux Positif" (FP) et un objet ne correspondant pas à un bâtiment et correctement rejeté est un "Vrai Négatif" (VN). En fonction de ces valeurs, nous évaluons les résultats au niveau objet en calculant la précision et le rappel [DG06]. La précision peut être vue comme une mesure d'exactitude (correspond à la probabilité qu'un objet considéré comme bâtiment soit effectivement un bâtiment). Le rappel est une mesure de complétude (correspond à la probabilité qu'un bâtiment soit correctement détecté). Ces deux valeurs se calculent comme suit :

$$\text{Précision} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (6.1)$$

$$\text{Rappel} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (6.2)$$

Plus ces deux mesures se rapprochent de la valeur 1, meilleurs sont les résultats. Nous préférons cette méthode d'évaluation au niveau objet plutôt que les courbes COR, basées sur le calcul des taux de détection et de fausse alarme, car dans le cas de la détection de bâtiments (scénario où l'on cherche à créer une BD), le nombre de "Vrais Négatifs" n'est pas disponible. Les mesures de précision et de rappel présentent l'avantage d'être indépendantes des "Vrais Négatifs".

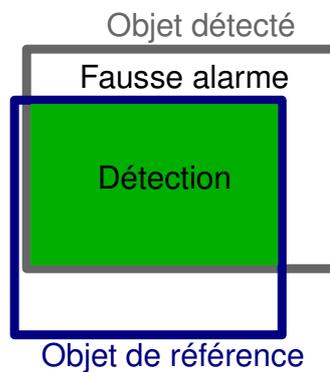


FIGURE 6.1 – Évaluation des objets surfaciques

6.1.2 Routes

Les routes sont des objets linéaires, que nous manipulons sous forme de polygones dans notre étude. Les mesures classiques d'évaluation pour les objets linéaires sont la complétude et l'exactitude, définis dans [Wie03]. L'exactitude correspond à la proportion des routes détectées qui sont situées dans le voisinage (à une distance inférieure à la largeur d'une zone tampon) du réseau routier de référence. La complétude correspond à la proportion du réseau routier de référence qui possède une route détectée dans son voisinage. Ces mesures sont illustrées par les figures 6.2 et 6.3. Plus chacune de ces valeurs est proche de 1, meilleurs sont les résultats.

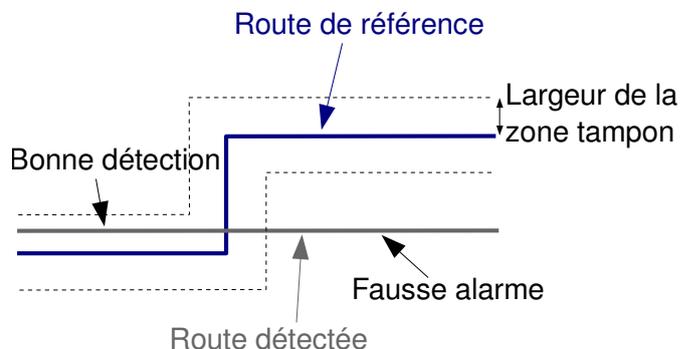


FIGURE 6.2 – Évaluation des objets linéaires : mesure de l'exactitude

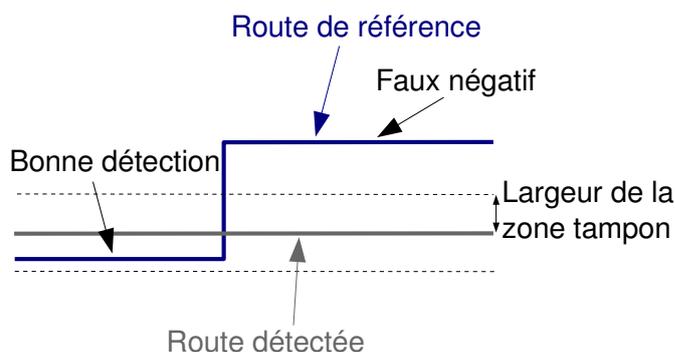


FIGURE 6.3 – Évaluation des objets linéaires : mesure de la complétude

6.2 Évaluation de l'étape de vérification de la BD

Cette étape consiste à évaluer dans quelle mesure la chaîne de traitement proposée permet d'éliminer les erreurs contenues dans la BD initiale, tout en conservant les objets d'intérêt. Pour cela, nous utilisons une BD composée d'objets d'intérêt réellement présents, et nous ajoutons manuellement des faux objets à éliminer. Nous évaluons cette étape pour le traitement des bâtiments et des routes sur nos différents jeux de données dans plusieurs scénarios.

6.2.1 Bâtiments

Pour l'évaluation de l'étape de vérification de la BD bâtiments sur la zone de Toulouse, nous créons une BD composée de 296 polygones représentant des bâtiments réellement présents sur les images, et nous introduisons 237 polygones ne correspondant pas à des bâtiments et placés aléatoirement sur l'image (mais sans intersecter les bâtiments), afin de simuler une BD non à jour. Pour représenter les résultats nous faisons varier le seuil de décision afin d'obtenir des courbes Précision/Rappel au niveau objet et des courbes COR au niveau pixel. Les résultats concernant la zone d'étude de Toulouse sont représentés sur la figure 6.4 pour l'évaluation au niveau objet, et sur la figure 6.5 pour l'évaluation au niveau pixel. Sur ces deux figures, nous avons représenté les 9 scénarios mentionnés précédemment. Ces courbes permettent de hiérarchiser les différents scénarios. Comme attendu, le scénario dans lequel à la fois une image RSO et une image optique multispectrale sont disponibles présente les meilleures performances. La comparaison des scénarios utilisant une image RSO et ceux où l'image RSO est indisponible montre que la présence d'une image RSO améliore légèrement les performances. Il est intéressant de constater que la résolution spectrale semble plus pertinente que la résolution spatiale pour vérifier la présence des bâtiments. En effet, les scénarios utilisant une image multispectrale à une résolution de 2.5m (scénarios 5 et 6) présentent des meilleurs résultats que les scénarios utilisant une image optique panchromatique (scénarios 3 et 4). Enfin, notons que la vérification de la BD avec une unique image RSO à 1m de résolution est relativement proche du scénario utilisant une unique image optique panchromatique à une résolution de 2.5m.

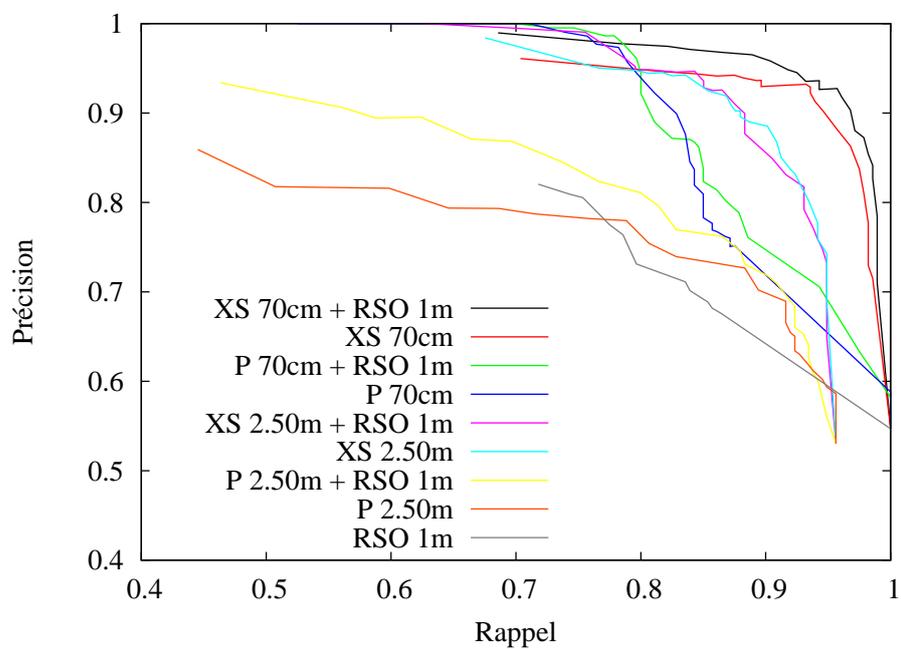


FIGURE 6.4 – Évaluation de la vérification de la BD bâtiments au niveau objet, données sur Toulouse

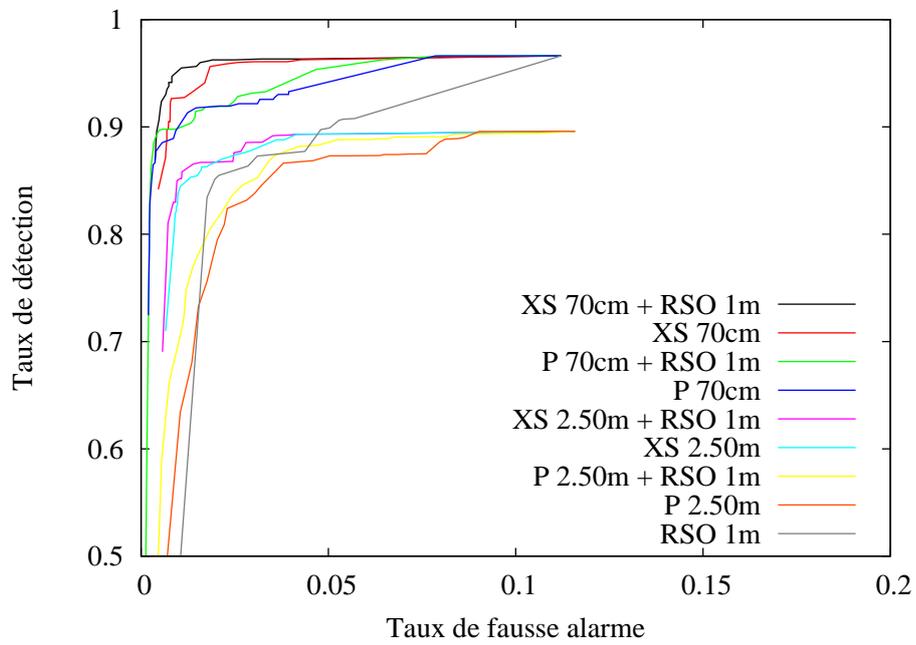


FIGURE 6.5 – Évaluation de la vérification de la BD bâtiments au niveau pixel, données sur Toulouse

Pour étudier plus en détail ces résultats, nous représentons sur la figure 6.6 les décisions prises pour chaque objet de la BD pour le scénario 1 et pour un seuil correspondant aux performances suivantes : au niveau objet, précision = 0.93, rappel = 0.95 et au niveau pixel, taux de fausse alarme = 0.0089, taux de détection = 0.94. Les couleurs utilisées pour représenter les différents objets sont les suivantes : vrais positifs en vert (280 bâtiments correctement conservés dans la BD), vrais négatifs en blanc (216 objets correctement éliminés de la BD), faux négatifs en rouge (16 bâtiments éliminés à tort de la BD) et faux positifs en bleu (21 objets conservés à tort dans la BD).



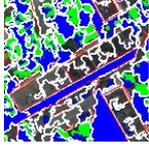
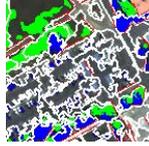
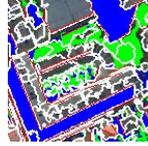
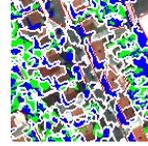
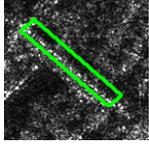
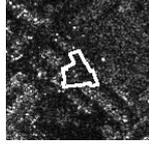
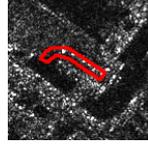
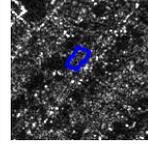
FIGURE 6.6 – Exemple de résultat de vérification de la BD bâtiments pour le scénario 1

Nous extrayons quelques cas intéressants de la figure 6.6 afin de mettre en évidence les masses apportées par chaque descripteur ainsi que le score résultant de leur fusion. Le tableau 6.4 présente ainsi 4 objets (un vrai positif, un vrai négatif, un faux négatif et un faux positif). Les troisième et cinquième lignes du tableau représentent chaque objet dont les contours sont projetés respectivement sur l'image optique et sur l'image RSO. La quatrième ligne représente les primitives extraites de l'image optique avec les couleurs suivantes : contours en blanc, segments de ligne en rouge, masque de végétation en vert et masque des ombres en bleu. Les différents cas étudiés présentent les caractéristiques suivantes :

- Le cas (a) correspond à un bâtiment correctement considéré comme tel. C'est un bâtiment haut et long, qui, dans l'image optique, contraste avec son voisinage et projette une ombre de grande taille. Il a des contours linéaires, ne contient pas de végétation, et présente un contraste entre la zone de layover et la zone d'ombre dans l'image RSO. L'analyse des masses attribuées aux ensembles focaux confirment ces propriétés. Par conséquent, le score résultant de la moyenne entre la croyance et la plausibilité est très élevé (0.995).
- Le cas (b) est un objet correctement éliminé de la BD. L'objet est situé sur un parking. Il ne contient pas de végétation, cependant dans l'image optique ses contours sont éloignés des contours extraits, il ne projette pas d'ombre et ne possède pas de segments de lignes à proximité. De plus dans l'image RSO, l'objet ne présente pas de contraste. Ainsi son score est faible (0.22) et l'objet est correctement rejeté.
- Le cas (c) représente une erreur de la chaîne de traitement. Il s'agit d'un bâtiment éliminé à tort de la BD. L'analyse des différentes masses montre que ce bâtiment est proche des contours extraits, possède des contours linéaires, et ne contient pas de végétation. Cependant, il s'agit d'un bâtiment de très faible hauteur, et son ombre projetée n'est pas détectée. De plus, son toit n'est pas en tuile et il ne présente pas de contraste dans l'image RSO (à cause de sa faible hauteur). Ainsi son score n'est pas suffisamment élevé pour être conservé dans la BD. Notons toutefois que l'ignorance de l'hypothèse *Bâtiment* est très élevée (différence entre plausibilité et croyance valant 0.87). Une valeur élevée d'ignorance peut permettre d'alerter un opérateur humain afin de traiter ce cas manuellement, puisque les descripteurs mis en place sont insuffisants pour prendre une décision sûre à propos de cet objet.

- Le cas (d) correspond à un objet considéré à tort comme un bâtiment. Cet objet à été positionné sur la route, et son mur censé être orienté vers l'ombre est situé sur des arbres qui projettent une ombre. Ainsi la masse attribuée à l'ensemble focal *Présence d'ombre projetée* est très élevée (0.99), et comme les arbres sont situés uniquement le long du mur, le pourcentage de pixels de végétation à l'intérieur du polygone n'est pas suffisant pour considérer l'objet comme de la végétation. Ainsi l'objet est conservé à tort dans la BD.

TABLE 6.3 – Résultats détaillés pour la chaîne de traitement des bâtiments

Cas		(a)	(b)	(c)	(d)
Statut		Vrai positif	Vrai négatif	Faux négatif	Faux positif
Image optique					
Primitives extraites					
Image RSO					
<i>Contours linéaires</i>	$m(\overline{Cont. lin.})$	0.45	0	0.41	0
	$m(Cont. lin.)$	0	0.47	0	0.58
	$m(\Theta)$	0.55	0.53	0.59	0.42
<i>Présence d'ombre projetée</i>	$m(\overline{Prés. omb.})$	0.99	0	0	0.99
	$m(Prés. omb.)$	0	0.19	0.13	0
	$m(\Theta)$	0.01	0.81	0.87	0.01
<i>Proximité de contours</i>	$m(\overline{cont.})$	0.65	0.66	0.64	0.39
	$m(cont.)$	0	0	0	0
	$m(\Theta)$	0.35	0.34	0.36	0.61
<i>Absence de végétation</i>	$m(\overline{Abs. vég.})$	0.99	0.99	0.99	0.73
	$m(Abs. vég.)$	0	0	0	0
	$m(\Theta)$	0.01	0.01	0.01	0.27
<i>Radiométrie tuile</i>	$m(\overline{tuile})$	0	0	0	0
	$m(tuile)$	0.35	0.41	0.34	0.38
	$m(\Theta)$	0.65	0.59	0.66	0.62
<i>Contraste RSO</i>	$m(\overline{cont. RSO})$	0.60	0	0	0
	$m(cont. RSO)$	0	0.29	0.34	0.77
	$m(\Theta)$	0.40	0.71	0.66	0.23
$Bel(Bâtiment)$		0.99	0	0	0.67
$Pl(Bâtiment)$		1	0.43	0.87	0.81
$Ignorance(Bâtiment)$		0.01	0.43	0.87	0.14
Décision		0.995	0.22	0.44	0.74

En complément de ces résultats, nous étudions également les performances de la chaîne en utilisant les données disponibles sur la zone d'étude de Haïti. Sur cette zone, nous dénombrons 100 bâtiments que nous introduisons dans une BD, à laquelle nous ajoutons 50 bâtiments positionnés aléatoirement. Les résultats représentant les capacités de la chaîne de traitement à éliminer les faux bâtiments sont représentés sur les courbes 6.7 pour l'évaluation au niveau objet, et sur la figure 6.8 pour l'évaluation au niveau pixel. Ces courbes présentent la même hiérarchie des scénarios. Les performances des scénarios utilisant une image optique sont meilleures que pour l'étude sur la zone de Toulouse, car l'image optique utilisée sur Haïti a une résolution de 60cm (alors qu'elle est de 70cm sur Toulouse). L'amélioration des performances liée à la résolution est principalement notable pour les scénarios 3 et 4, utilisant une image panchromatique.

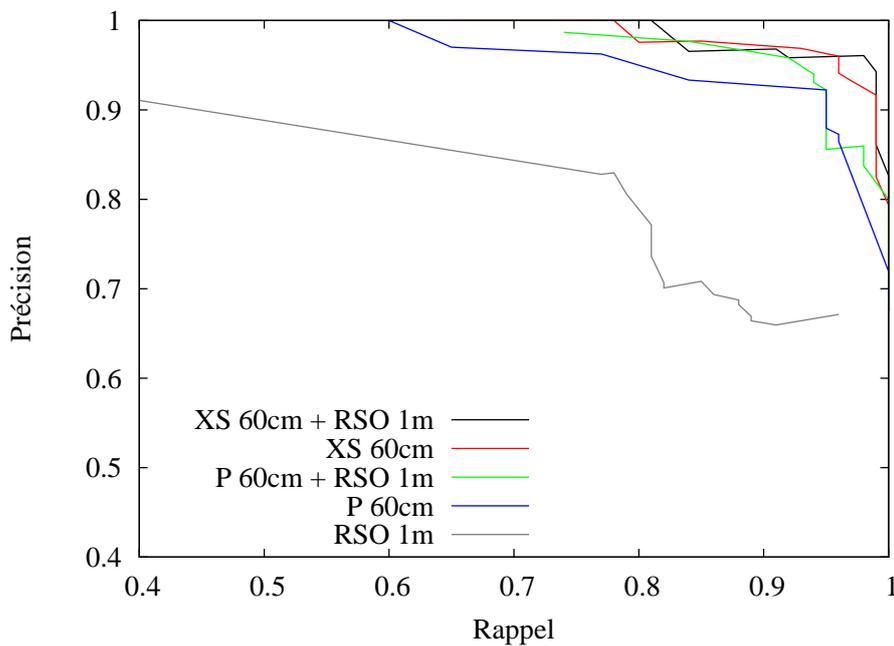


FIGURE 6.7 – Évaluation de la vérification de la BD bâtiments au niveau objet, données sur Haïti

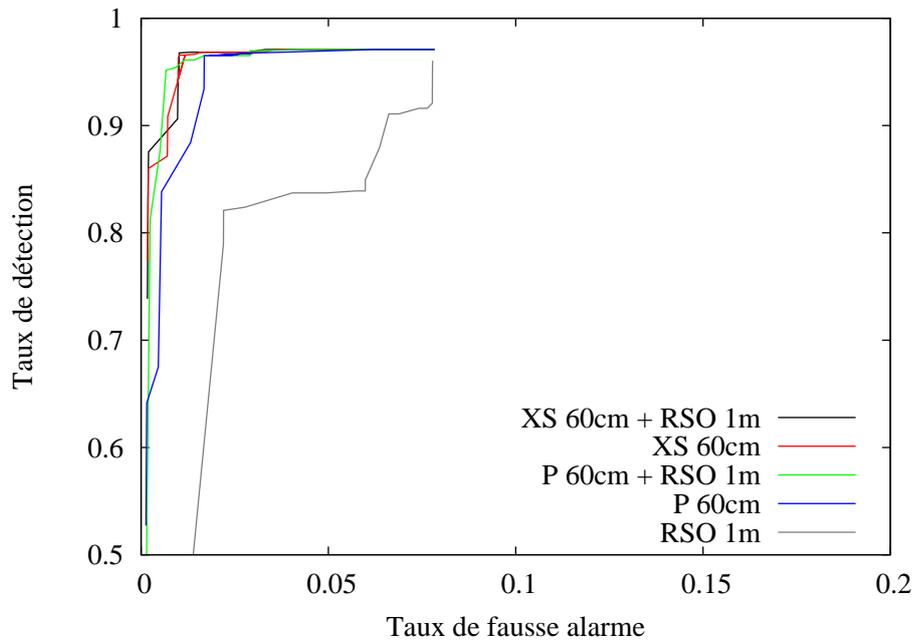


FIGURE 6.8 – Évaluation de la vérification de la BD bâtiments au niveau pixel, données sur Haïti

6.2.2 Routes

L'évaluation de la BD pour la chaîne de traitement concernant les routes est effectuée en créant une BD composée de routes réellement présentes sur les images (provenant de la BD Topo de l'IGN à jour), auxquelles nous ajoutons manuellement des polygones pour simuler de fausses routes. Nous effectuons d'abord les tests d'évaluation sur la zone d'étude de Toulouse. Les résultats pour les différents scénarios sont représentés sur la figure 6.9. Il est particulièrement intéressant de constater que les 6 premiers scénarios étudiés donnent des résultats très proches. Une image multispectrale à 2.5m de résolution, ou une image panchromatique à 70cm de résolution sont suffisantes pour effectuer efficacement la vérification de la BD. En revanche, le problème est plus délicat avec une image panchromatique à 2.5m de résolution, ou avec une image RSO à 1m de résolution.

La comparaison des scénarios 7 et 8 montre que l'image RSO apporte un gain notable lorsque l'image optique disponible est une image panchromatique à 2.5m de résolution.

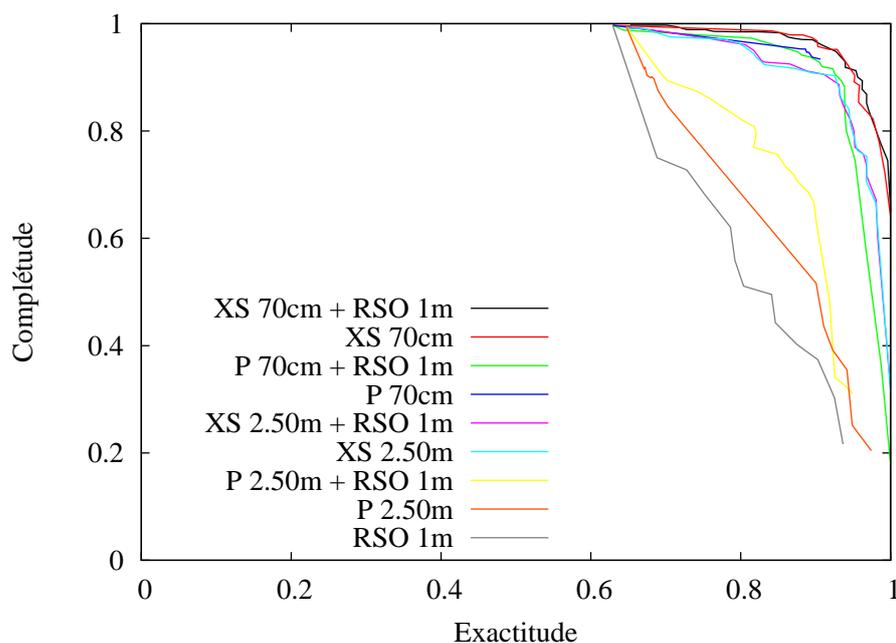


FIGURE 6.9 – Évaluation de la vérification de la BD routes, données sur Toulouse

Comme pour les bâtiments, nous représentons sur la figure 6.10 le résultat de la vérification de la BD routes pour un point de la courbe correspondant au scénario 1 de la figure 6.9. Ce résultat correspond à une exactitude de 0.94 et une complétude de 0.93. Les couleurs sont choisies de la même façon que sur la figure 6.6, c'est à dire que nous représentons : les vrais positifs en vert (tronçons de route correctement conservés dans la BD), les vrais négatifs en blanc (objets correctement éliminés de la BD), les faux négatifs en rouge (tronçons de route éliminés à tort de la BD) et les faux positifs en bleu (objets conservés à tort dans la BD). Nous remarquons que la plupart des faux négatifs correspondent à des tronçons de route masqués par la végétation. Notre chaîne

de traitement est en effet conçue pour identifier les routes visibles, et ne prend pas en compte le cas où la végétation masque les routes.



FIGURE 6.10 – Exemple de résultat de vérification de la BD routes pour le scénario 1

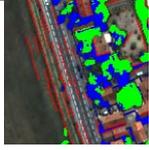
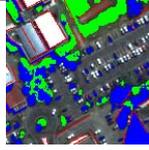
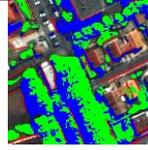
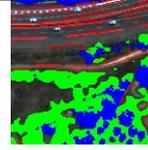
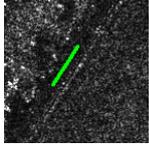
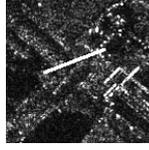
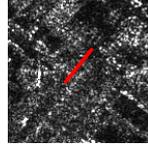
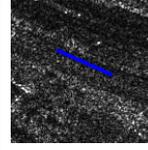
Nous représentons dans le tableau 6.4 certains tronçons de route extraits de la figure 6.10 :

- Le cas (a) est un tronçon de route correctement conservé dans la BD. Tous les descripteurs mis en place confirment que l'objet est bien positionné sur une route : sur l'image optique il possède des contours linéaires, ne projette pas d'ombre, ne

contient pas de végétation, sa radiométrie est proche de d'asphalte et sur l'image RSO le tronçon apparaît également comme une route. Ainsi à la fois la croyance et la plausibilité de l'hypothèse *Route* sont très élevées.

- Le cas (b) correspond à un objet correctement éliminé de la BD. Il s'agit d'un objet positionné en grande partie sur un parking. Sa radiométrie est ainsi proche de l'asphalte, mais il n'est pas parallèle à des contours linéaires et n'apparaît pas comme une route dans l'image RSO. Son score est suffisamment faible pour être éliminé de la BD.
- Le cas (c) est un tronçon de route rejeté à tort de la BD. En effet, la route correspondant à ce tronçon est recouverte par de la végétation. Notre chaîne de traitement étant conçue pour rejeter les cas où la route n'est pas visible, ce tronçon est éliminé.
- Le cas (d) est conservé à tort dans la BD. Cependant c'est un cas assez complexe puisque l'objet est positionné sur un chemin de terre. Aucun des descripteurs n'est en mesure de conclure que l'objet ne correspond pas aux caractéristiques d'une route, d'autant que selon l'application, les chemins de terre peuvent être des objets à intégrer dans la BD des routes. Ainsi l'objet est conservé, avec toutefois une relativement forte ignorance (0.57).

TABLE 6.4 – Résultats détaillés pour la chaîne de traitement des routes

Cas		(a)	(b)	(c)	(d)
Statut		Vrai positif	Vrai négatif	Faux négatif	Faux positif
Image optique					
Primitives extraites					
Image RSO					
<i>Contours linéaires</i>	$m(\overline{Cont. lin.})$	0.71	0	0	0
	$m(Cont. lin.)$	0	0.71	0.19	0.01
	$m(\Theta)$	0.29	0.29	0.81	0.99
<i>Absence d'ombre projetée</i>	$m(\overline{Abs. omb.})$	0.35	0.13	0.35	0.35
	$m(Abs. omb.)$	0	0	0	0
	$m(\Theta)$	0.65	0.87	0.65	0.65
<i>Absence de végétation</i>	$m(\overline{Abs. vég.})$	0.32	0.32	0	0.13
	$m(Abs. vég.)$	0	0	0.71	0
	$m(\Theta)$	0.68	0.68	0.29	0.87
<i>Bande d'asphalte</i>	$m(\overline{Asphalte})$	0.71	0.45	0.24	0.42
	$m(Asphalte)$	0	0	0	0
	$m(\Theta)$	0.29	0.55	0.76	0.58
<i>Route RSO</i>	$m(\overline{Route RSO})$	0.70	0	0	0
	$m(Route RSO)$	0	0.71	0.71	0.56
	$m(\Theta)$	0.30	0.29	0.29	0.44
$Bel(Route)$		0.91	0.19	0.07	0.42
$PI(Route)$		1	0.42	0.29	0.99
$Ignorance(Route)$		0.09	0.23	0.22	0.57
Décision		0.96	0.30	0.18	0.70

6.2.3 Évaluation de la contribution des descripteurs

Après avoir évalué les deux chaînes de traitement dans différents scénarios, nous cherchons à évaluer la contribution de chaque descripteur dans les résultats. En effet, nous avons utilisé quelques descripteurs qui semblaient pertinents pour caractériser les routes et les bâtiments, et il est intéressant d'évaluer l'apport de chacun d'entre eux. Pour faire cette évaluation, nous considérons le scénario le plus favorable dans lequel à la fois une image optique multispectrale à haute résolution (70cm de résolution) et une image RSO à 1m de résolution sont disponibles. Nous utilisons la zone d'étude de Toulouse. Nous étudions les résultats des chaînes de traitement pour la vérification de la BD en retirant un descripteur à chaque fois. Nous sommes ainsi en mesure de comparer l'importance de chacun des descripteurs. Pour les bâtiments, les résultats sont représentés sur les figures 6.11 au niveau objet et 6.12 au niveau pixel. Ces courbes montrent que l'absence des descripteurs *Parallélisme avec des contours linéaires* ou *Radiométrie tuile* ne détériore presque pas les résultats. En effet, la courbe noire représentant la présence de tous les descripteurs est très proche des courbes correspondant à l'absence de ces descripteurs. Par contre, l'absence des descripteurs *Absence de végétation*, *Présence d'ombre projetée* ou dans une moindre mesure *Contraste entre ombre et layover* diminue plus significativement la qualité des résultats. Ces courbes illustrent l'importance des descripteurs basés sur l'absence de végétation et sur la présence d'ombre pour traiter la vérification de la BD bâtiments.

Dans le cas des routes, les courbes représentant les résultats en enlevant successivement un descripteur sont représentées sur la figure 6.13. Nous observons que seul le retrait soit du descripteur *Parallélisme avec des contours linéaires*, soit de *Bande d'asphalte* diminue la qualité des résultats. Le retrait d'un autre descripteur n'engendre pas de changement significatif des résultats de la chaîne.

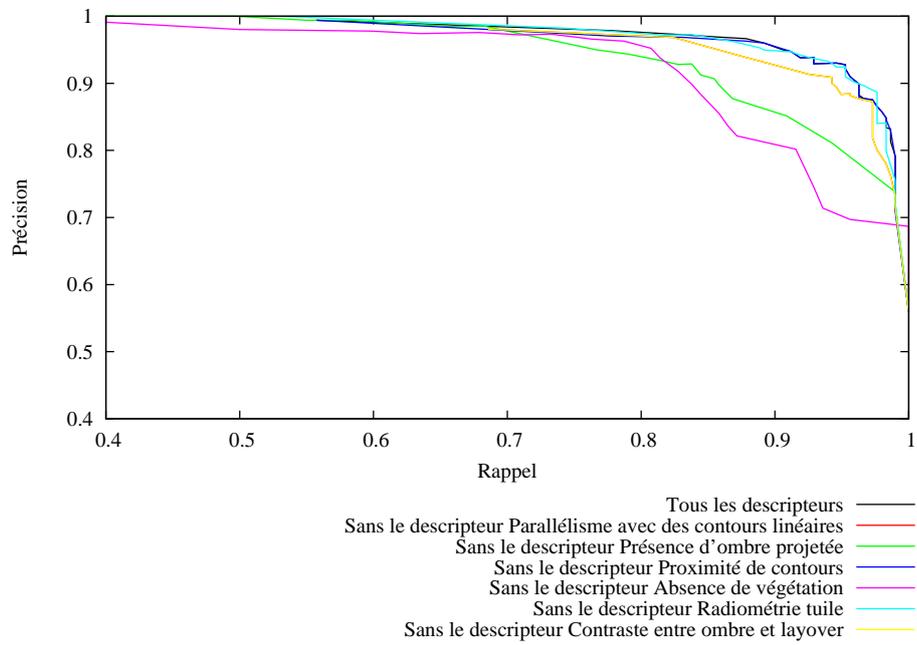


FIGURE 6.11 – Évaluation au niveau objet de la contribution des descripteurs pour la chaîne bâtiments

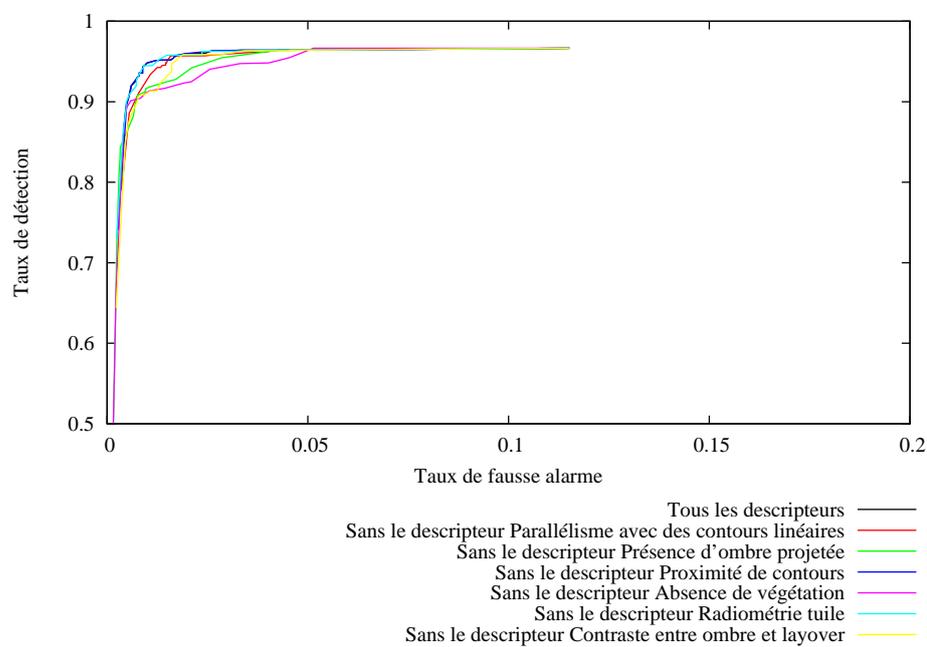


FIGURE 6.12 – Évaluation au niveau pixel de la contribution des descripteurs pour la chaîne bâtiments

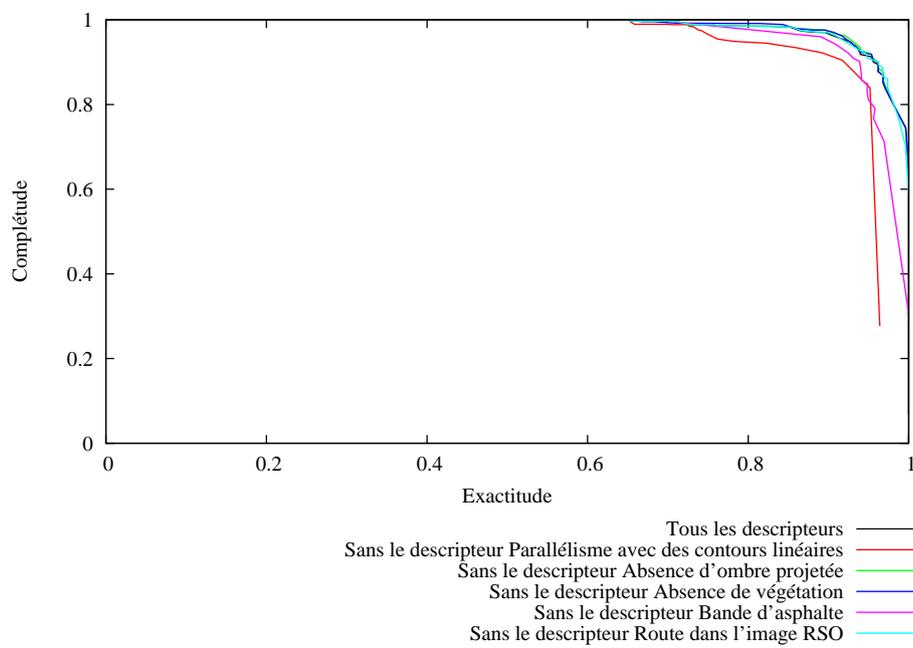


FIGURE 6.13 – Évaluation de la contribution des descripteurs pour la chaîne routes

6.3 Évaluation de la détection de nouveaux objets

Après avoir évalué la première étape de la chaîne de traitement, i.e. l'élimination des erreurs dans la BD (si une BD est disponible en entrée de la chaîne), nous nous intéressons désormais aux performances de la recherche d'objets d'intérêt. Si une BD est disponible en entrée de la chaîne, cette étape consiste à rechercher des objets d'intérêt en dehors de la BD (bâtiments et routes créés depuis la dernière mise à jour de la BD). Si aucune BD n'est disponible, cette étape consiste à la créer en extrayant des objets d'intérêt dans les images.

Plusieurs stratégies sont envisageables pour évaluer cette étape. Nous pouvons évaluer la qualité de recherche des objets d'intérêt en dehors de la BD précédemment vérifiée. Cependant, étant donné que la quantité d'objets d'intérêt manquant dans les résultats présentés en 6.2 est très faible dans la plupart des scénarios, les résultats ne seraient pas représentatifs. Notre stratégie d'évaluation est de considérer que nous ne disposons pas de BD. Le but de cette étape est alors de détecter des objets d'intérêt dans les images afin de constituer une BD.

6.3.1 Bâtiments

Afin d'évaluer les performances de la chaîne de traitement pour détecter des bâtiments à partir des images disponibles, nous utilisons les critères de performances détaillés dans la partie 6.1.1. Comme expliqué dans la partie 3.1.2, lors de l'étape de détection de bâtiments en dehors de la BD les hypothèses de bâtiments sont des régions issues de segmentations multi-échelles de l'image optique. Les descripteurs sont appliqués à chacune de ces régions, et l'étape de fusion permet de leur assigner un score. Selon ce score et le seuil de décision, certaines hypothèses de bâtiments seront ajoutées dans la BD.

Comme les hypothèses de bâtiments sont générées uniquement à partir de l'image optique dans notre étude, nous ne pouvons traiter les scénarios dans lesquels aucune image optique n'est disponible pour évaluer la détection de nouveaux bâtiments. Les différents scénarios considérés sont détaillés dans le tableau 6.5.

TABLE 6.5 – Scénarios testés pour la détection de bâtiments pour le jeu de données sur Toulouse

Scénario	Image optique				Image RSO
	XS 70cm	P 70 cm	XS 2.5m	P 2.5m	TerraSAR-X 1m
1	X				X
2	X				
3		X			X
4		X			
5			X		X
6			X		
7				X	X
8				X	

Les résultats obtenus au niveau objet et au niveau pixel pour ces différents scénarios sont représentés sur les figures 6.14 et 6.15. Comme pour l'étape de vérification de la BD, ces courbes sont obtenues en faisant varier le seuil d'acceptation des hypothèses de bâtiment. La hiérarchie des scénarios est globalement conforme à celle obtenue lors de l'étape de vérification de la BD, sauf que les résultats sont désormais meilleurs dans les scénarios utilisant une image optique panchromatique à 70cm de résolution (scénarios 3 et 4) que dans les scénarios utilisant une image optique multispectrale à 2.5m de résolution (scénarios 5 et 6). Cette différence est surtout notable dans l'évaluation au niveau objet (figure 6.14). Pour illustrer ces résultats, nous représentons sur la figure 6.16 les bâtiments détectés automatiquement qui ont été projetés sur l'image optique dans le scénario 1 pour un seuil correspondant à une précision de 0.86 et un rappel de 0.59 (au niveau pixel le taux de fausse alarme est de 0.023 et le taux de détection est de 0.54). Cette figure permet de constater que les petites maisons avec un toit en tuile sont très bien détectées. Elles contrastent avec leur voisinage, ce qui leur permet d'être correctement segmentées, puis les descripteurs (et notamment le descripteur *Radiométrie tuile*) permettent de les considérer comme des bâtiments. Nous remarquons que quelques bâtiments dont le toit est gris sont mal délimités. Leur radiométrie étant proche de la route ou des parkings

adjacents, l'emprise des bâtiments est difficile à détecter précisément. Nous notons la présence de quelques fausses alarmes, notamment un ensemble de courts de tennis, qui, même s'ils ne projettent pas d'ombre, ont une radiométrie proche de celle des maisons avec un toit en tuiles. Les terrains de basket par contre sont correctement rejetés, même s'ils présentent une forme proche de celle d'un bâtiment. Deux fausses alarmes sont présentes sur les deux ponts franchissant la 2×2 voies : ces objets présentent des contours linéaires et projettent une ombre. C'est un cas de figure non pris en compte par le modèle mis en place.

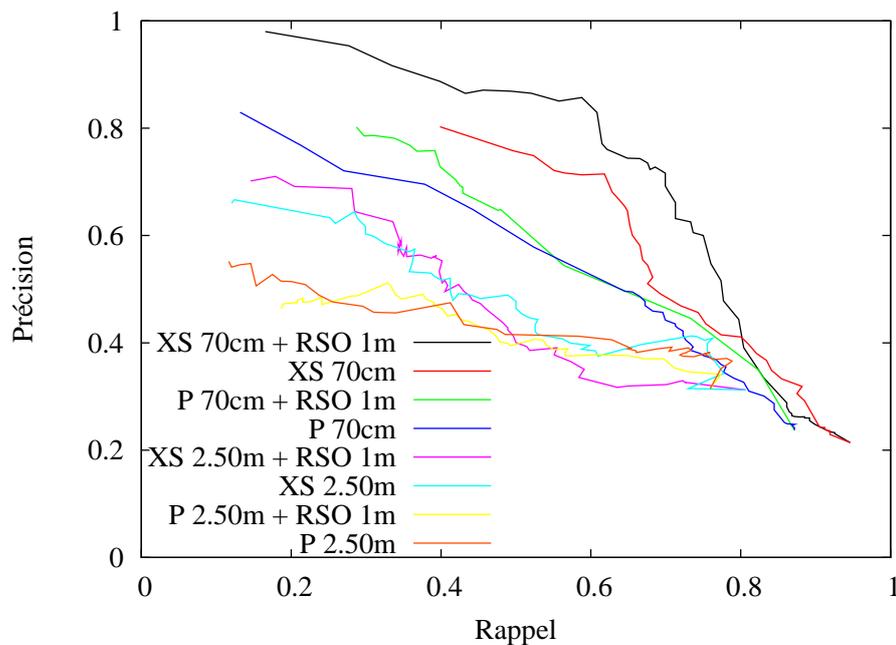


FIGURE 6.14 – Évaluation de la détection de bâtiments au niveau objet, données sur Toulouse

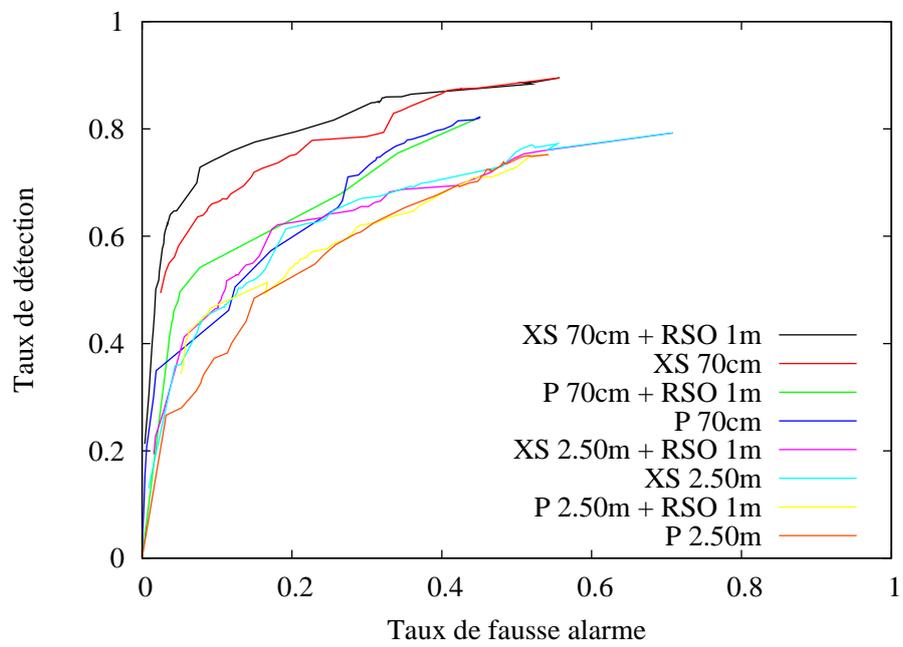


FIGURE 6.15 – Évaluation de la détection de bâtiments au niveau pixel, données sur Toulouse



FIGURE 6.16 – Illustration des bâtiments détectés automatiquement

6.3.2 Routes

La détection de nouvelles routes est réalisée par l'intermédiaire d'outils d'extraction automatique de routes dans les images optiques et RSO, comme mentionné dans la partie 3.1.1. Toutefois, la méthode d'extraction de routes à partir de l'image optique étudiée dans [CI07] ne permet pas d'extraire de tronçons de routes exploitables à partir d'une image panchromatique. C'est pourquoi dans cette étape de détection de nouvelles routes, nous ne considérerons pas le scénario dans lequel seule une image panchromatique est disponible. Les différents scénarios sont représentés dans le tableau 6.6.

TABLE 6.6 – Scénarios testés pour la détection de routes pour le jeu de données sur Toulouse

Scénario	Image optique				Image RSO
	XS 70cm	P 70 cm	XS 2.5m	P 2.5m	TerraSAR-X 1m
1	X				X
2	X				
3		X			X
4			X		X
5			X		
6				X	X
7					X

Dans ces différents scénarios, des hypothèses de route sont générées à partir des images optiques multispectrales et des images RSO. Ainsi, dans les scénarios 1 et 4, les hypothèses de routes viennent des images optique et RSO. Dans les scénarios 2 et 5, les hypothèses de routes proviennent de l'image optique multispectrale alors que dans les scénarios 3 et 6, les hypothèses de routes proviennent uniquement de l'image RSO.

Dans cette étape de détection de nouvelles routes, nous appliquons les descripteurs aux hypothèses de routes extraites des images, puis nous procédons à l'étape de fusion des descripteurs. Ainsi à chaque tronçon de route est assigné un score à partir duquel a lieu la décision de l'inclure ou non dans la BD. Nous représentons sur la figure 6.17 les courbes de résultats illustrant les performances de la chaîne de traitement pour différents

scénarios. Contrairement aux résultats de la vérification de la BD routes, nous observons ici de réelles différences de performances entre les cinq premiers scénarios. Si l'on compare à taux d'exactitude constant (par exemple 0.6), la complétude varie de façon conséquente entre les scénarios. La différence entre les scénarios 1 et 2 et entre les scénarios 4 et 5 montre que l'image RSO apporte un net gain de performances. Les trois scénarios les moins performants (scénarios 3, 6 et 7) correspondent aux scénarios dans lesquels les hypothèses de route sont extraites uniquement de l'image RSO. Pour illustrer ces résultats sur des images, nous représentons sur une image les routes obtenues pour quelques scénarios. Nous choisissons un taux d'exactitude d'environ 0.6 pour chaque scénario, afin de faciliter la comparaison. Ces résultats sont présentés sur la figure 6.18 pour le scénario 1, sur la figure 6.19 pour le scénario 2 et sur la figure 6.20 pour le scénario 3.

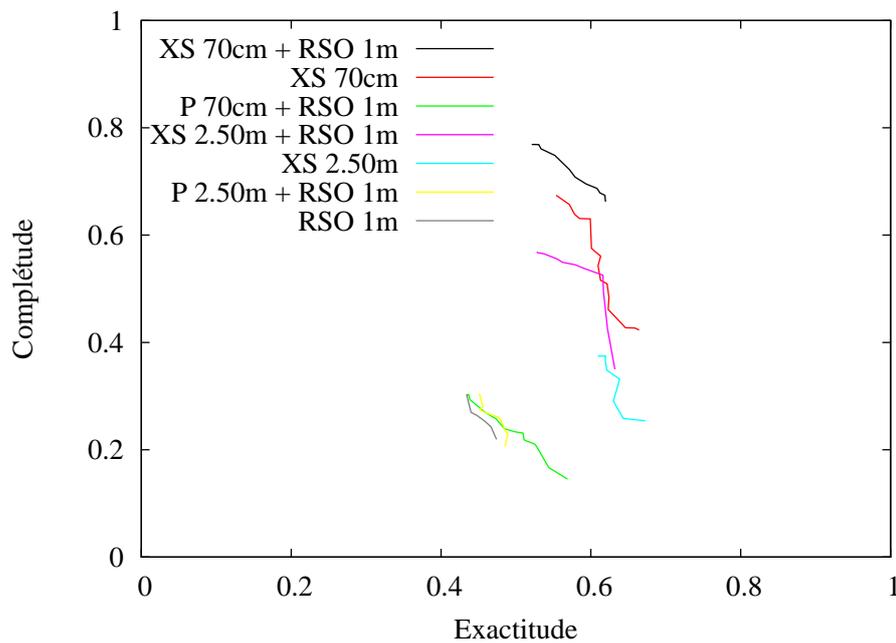


FIGURE 6.17 – Évaluation de la détection de routes, données sur Toulouse



FIGURE 6.18 – Détection de routes - Scénario 1 - Exactitude=0.60 Complétude=0.69



FIGURE 6.19 – Détection de routes - Scénario 2 - Exactitude=0.60 Complétude=0.58



FIGURE 6.20 – Détection de routes - Scénario 3 - Exactitude=0.57 Complétude=0.15

6.4 Évaluation de la chaîne de traitement complète

Après avoir testé indépendamment les deux parties (vérification de la BD et détection de nouveaux objets) des chaînes de traitement, nous nous intéressons dans cette partie à l'évaluation de la chaîne de traitement complète, permettant la mise à jour de bases de données de routes et de bâtiments. Pour cela, nous utilisons le jeu de données sur Haïti. Nous avons détaillé en 2.4 les différentes BDs disponibles sur cette zone, qui ont été progressivement mises à jour manuellement après le séisme du 12 janvier 2010. Il est intéressant d'évaluer dans quelle mesure notre chaîne de traitement aurait permis de mettre à jour ces BDs automatiquement.

Concrètement, ce cas de figure nous permet de tester l'interaction entre les chaînes de traitement routes et bâtiments. Dans les évaluations précédentes, ces deux chaînes étaient utilisées séparément pour déterminer leurs performances individuelles. Or nous disposons de descripteurs permettant de faire interagir les deux chaînes (comme précisé dans les tableaux 3.1 et 3.2).

Parmi les différentes dates de BDs disponibles, la BD du 14 janvier nous semble la plus pertinente à utiliser en entrée de la chaîne de traitement. Il s'agit en effet de la première date pour laquelle à la fois des données sur les routes et les bâtiments sont disponibles sur la zone d'étude. Nous pouvons ainsi procéder à la vérification des BDs puis à la détection de nouveaux objets.

Dans ce paragraphe, nous focalisons l'évaluation sur la chaîne de traitement complète (vérification de la BD et détection hors BD) faisant interagir le traitement des routes et des bâtiments. Ainsi, nous considérons un seul scénario (les comparaisons entre scénarios ont déjà été effectuées précédemment). Nous choisissons le scénario pour lequel à la fois une image optique multispectrale à haute résolution (QuickBird à 60cm de résolution) et une image RSO à haute résolution (TerraSAR-X à 1m de résolution) sont disponibles.

Les étapes mises en place pour traiter ce cas sont les suivantes :

1. Attribution de scores à la BD routes : Le but de cette étape est de pouvoir utiliser la BD routes dans la chaîne bâtiments lors de l'étape suivante (le descripteur *Absence de chevauchement avec une route* de la chaîne bâtiments nécessite le score des différentes routes).

2. Traitement des bâtiments : vérification et détection de nouveaux bâtiments en utilisant les images optiques et RSO ainsi que la BD routes.
3. Traitement des routes : vérification et détection de nouvelles routes en utilisant les images optiques et RSO ainsi que les bâtiments présents dans la BD à l'issue de l'étape précédente.

Notons que nous avons choisi arbitrairement de commencer par traiter les bâtiments (étape 2) (après avoir utilisé la chaîne de traitement routes pour attribuer un score à chaque élément de la BD routes). Toutefois il est également possible d'inverser l'ordre de traitement des chaînes routes et bâtiments.

6.4.1 Attribution de scores à la BD routes

Lors de cette étape nous traitons les éléments de la BD routes en leur appliquant les descripteurs puis en les fusionnant, de façon à attribuer un score à chaque objet de la BD routes. Notons que lors de cette étape nous ne prenons pas de décision sur le retrait de certains éléments de la BD, nous attribuons uniquement un score à chaque objet. La figure 6.21 représente le score des différents tronçons de route, avec le code couleur suivant :

Score	0.0	0.25	0.50	0.75	1.0
Couleur					

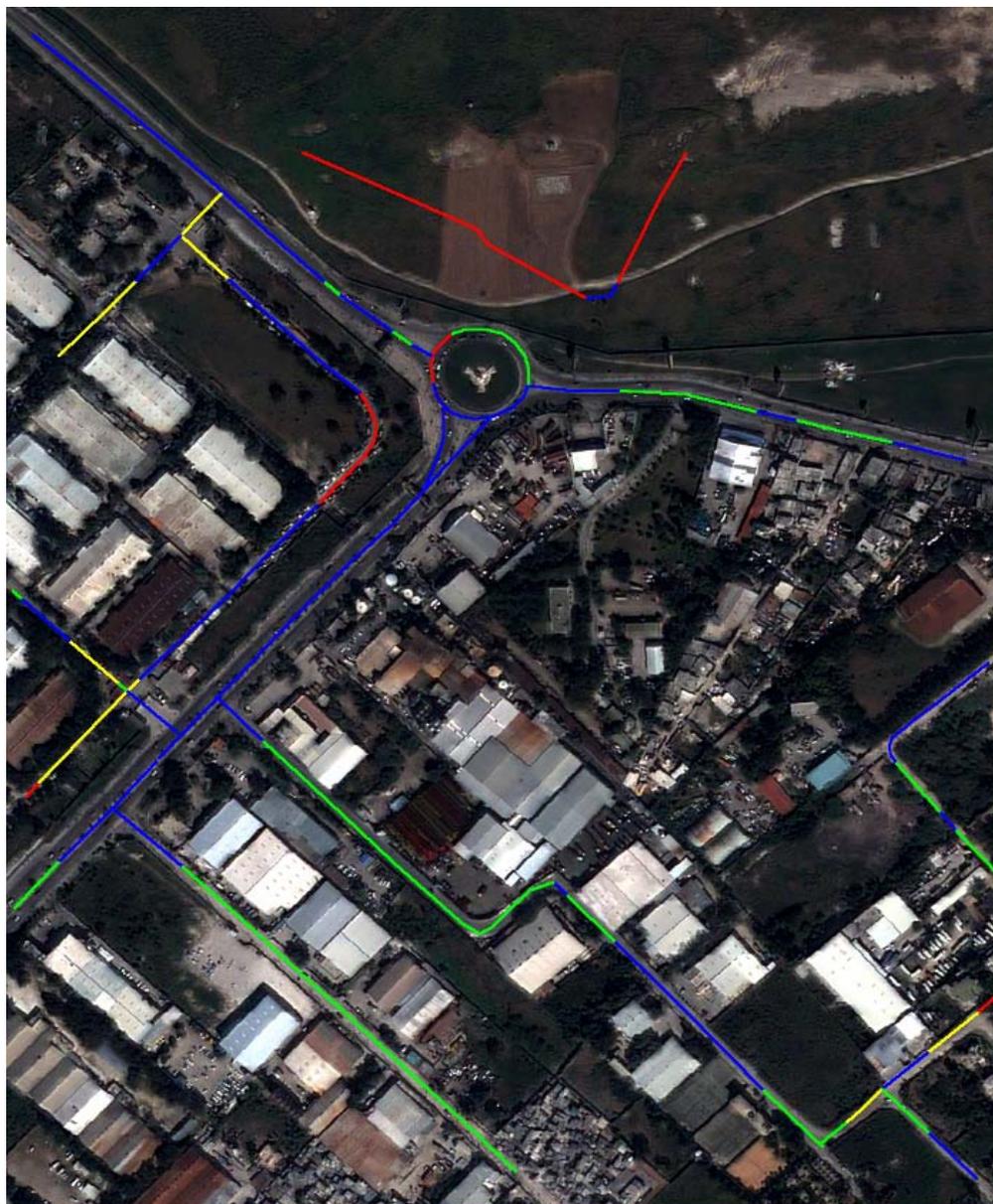


FIGURE 6.21 – Scores attribués aux routes de la BD projetées sur l'image optique

6.4.2 Traitement des bâtiments

Nous procédons à la mise à jour de la BD bâtiments. D'abord nous vérifions si les éléments inclus dans la BD sont toujours présents sur les images, puis nous cherchons de nouveaux bâtiments en dehors de la BD. La recherche de nouveaux bâtiments est effectuée en ne considérant que les régions issues des segmentations qui n'intersectent pas les objets conservés dans la BD. Le résultat à l'issue de la chaîne de traitement des bâtiments est représenté sur la figure 6.22. Les contours des bâtiments présents dans la BD en sortie de la chaîne de traitement y sont projetés sur l'image optique. Ce résultat correspond aux bâtiments dont le score est supérieur à 0.5. Au niveau objet, la précision est de 0.86 et le rappel vaut 0.37. Au niveau pixel, le taux de fausse alarme vaut 0.011 et le taux de détection est de 0.47.

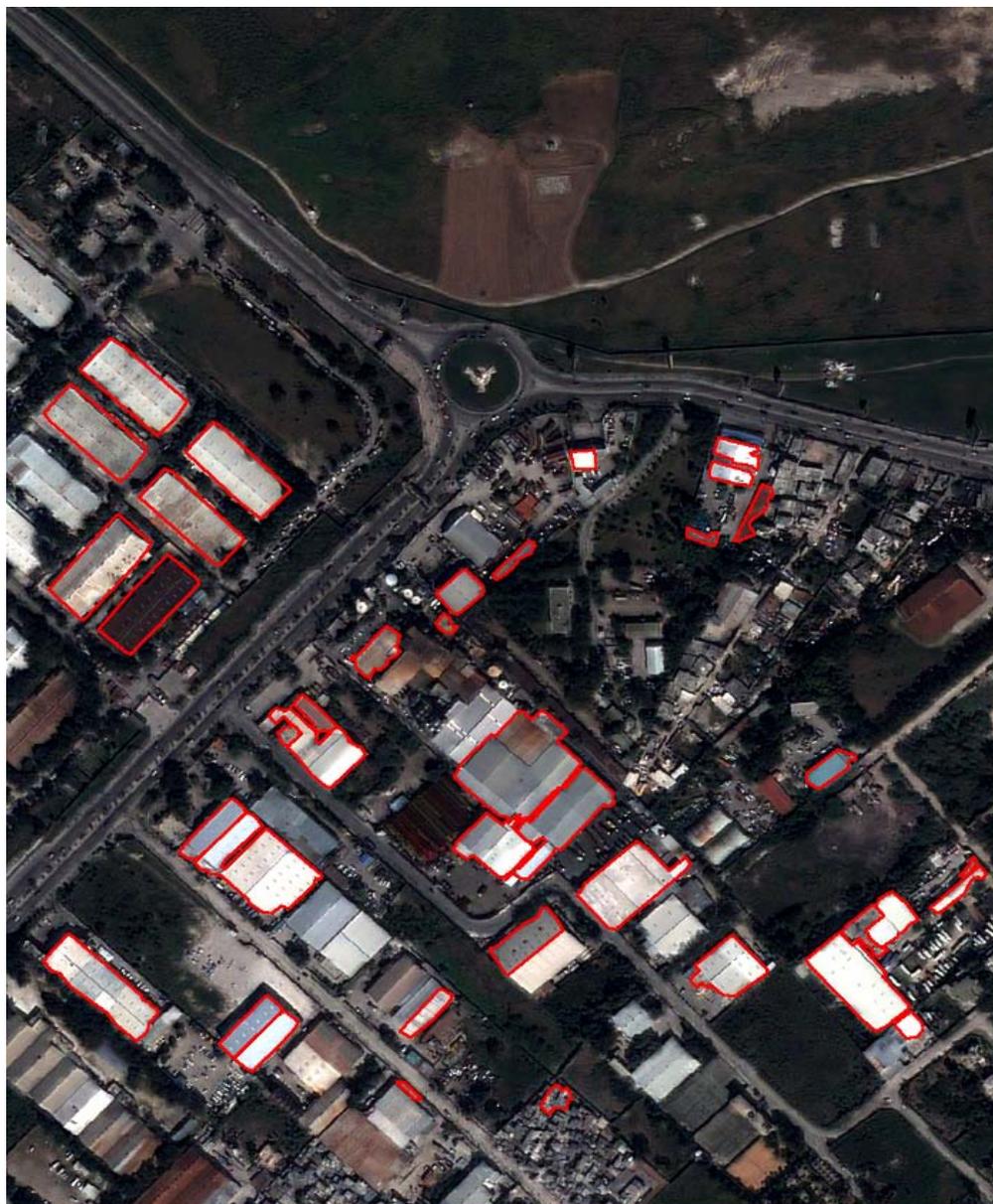


FIGURE 6.22 – Bâtiments en sortie de la chaîne de traitement, projetés sur l'image optique

6.4.3 Traitement des routes

Dans cette étape, nous procédons à la mise à jour de la BD concernant les routes. Nous utilisons, dans cette chaîne de traitement, la BD bâtiments mise à jour lors de l'étape précédente. Le résultat issu des étapes de vérification de la BD puis de détection de nouvelles routes est présenté sur la figure 6.23. Ce résultat correspond à une valeur d'exactitude de 0.99 et de complétude de 0.79. Notons toutefois que la plupart des grandes routes sur la scène étaient présentes dans la BD. Les routes manquantes sont des routes très étroites ou des chemins qu'il est délicat de détecter correctement avec des algorithmes automatiques. Pour détecter une partie de ces routes, nous avons ajusté manuellement les différents paramètres de l'algorithme [CI07] que nous utilisons pour extraire des routes dans l'image optique multispectrale. Par conséquent, notre traitement pour les routes sur cette scène n'est pas totalement automatique.

La figure 6.23 montre que l'erreur présente dans la BD (route en pointillés sur la figure 2.3 datant du 14 janvier) a bien été la seule route éliminée de la BD. Des portions de nouvelles routes ont été ajoutées. Cet exemple illustre l'intérêt de l'étape de post-traitement. En effet, les portions de routes détectées en dehors de la BD initiale ne sont pas reliées au réseau routier. Cette liaison peut permettre de compléter la BD avec les tronçons situés entre la BD vérifiée et les tronçons détectés.

Par conséquent nous appliquons ensuite l'algorithme de post-traitement basé sur les contours actifs détaillé en 5.2 afin de relier les tronçons détectés avec la BD vérifiée. Nous commençons par considérer le tronçon détecté le plus proche du réseau constitué par la BD vérifiée. Si le contour actif permettant de relier ces deux objets est supérieur à un score (par défaut le même score que celui choisi pour accepter les tronçons détectés hors BD, mais un opérateur humain peut intervenir pour valider/invalidier les liaisons), le contour actif est intégré dans la BD, et le tronçon détecté est intégré au réseau routier. Le procédé est ainsi itéré pour les autres tronçons détectés. Le résultat est présenté sur la figure 6.24. Nous avons représenté en rouge le réseau avant l'étape de post-traitements, et en bleu les liaisons entre tronçons, par le biais de contours actifs. Ainsi nous avons amélioré la qualité de la BD en sortie de la chaîne. Notons que le chemin partiellement détecté en haut à gauche de l'image n'a pas été lié au réseau. En effet, les contours actifs mis en place n'ont pas atteint un score suffisant pour être acceptés. Cette situation

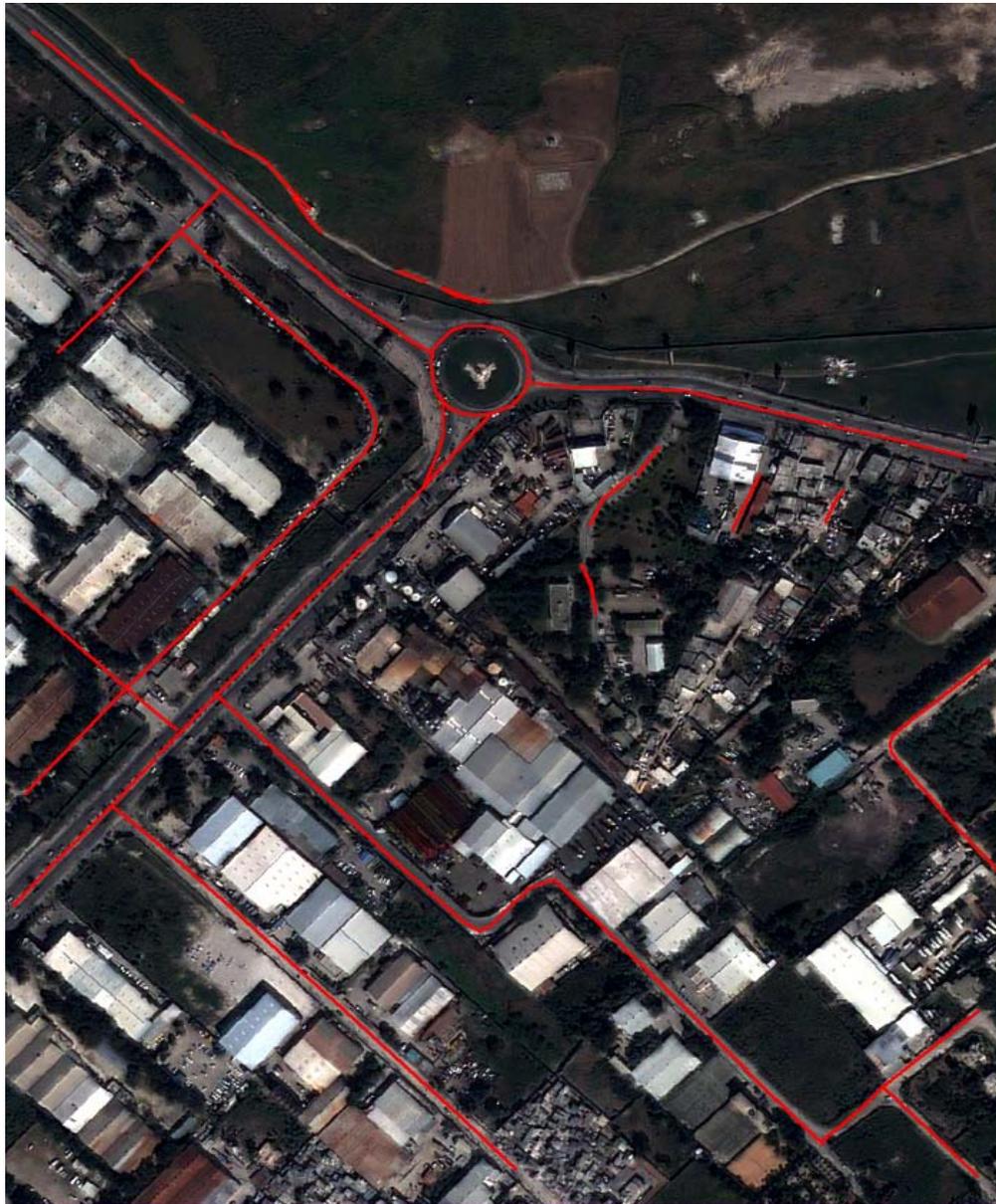


FIGURE 6.23 – Routes en sortie de la chaîne de traitement, projetées sur l’image optique

s’explique par le fait que la jonction entre le chemin et le reste du réseau routier n’est pas visible sur la scène considérée.

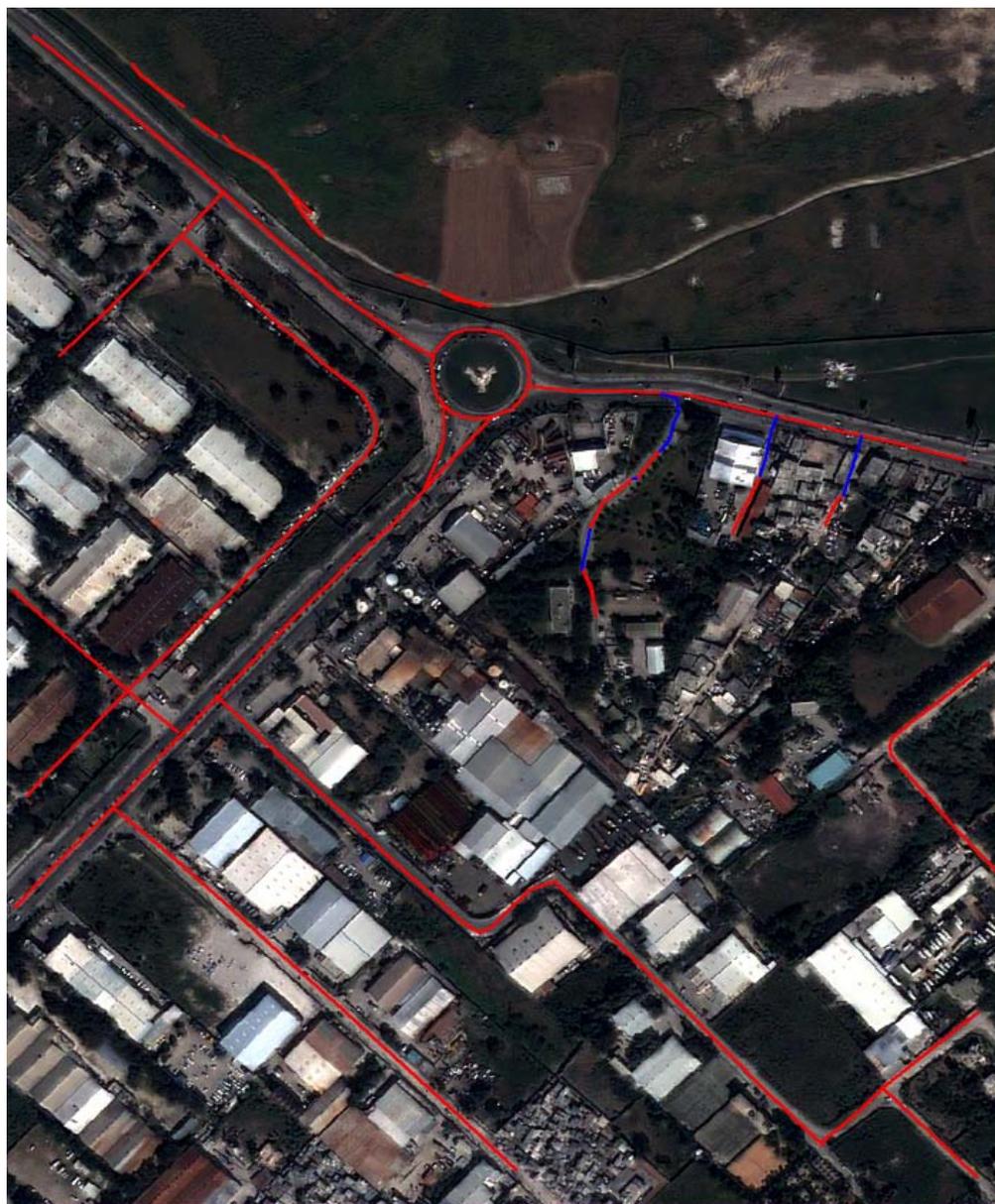


FIGURE 6.24 – Routes après les post-traitements, projetées sur l'image optique

CHAPITRE 7

Conclusion et perspectives

Sommaire

7.1 Conclusion	133
7.2 Perspectives	134

7.1 Conclusion

Cette thèse a été consacrée à l'analyse de scènes urbaines grâce à des images optiques et RSO à haute résolution et à des données externes. L'utilisation de données multi-capteurs et multi-sources répond à une problématique de plus en plus répandue en raison de l'accroissement du nombre et de la diversité des capteurs disponibles pour l'observation de la Terre. L'objectif était de proposer une méthode d'analyse exploitant toutes les données disponibles sur une scène. Dans ce cadre, une chaîne de traitement générique et innovante a été conçue, implémentée et testée. Nous avons identifié les objets d'intérêt en milieu urbain pour la cartographie, et avons concentré notre étude sur les bâtiments et les routes. Nous avons considéré différents scénarios pour tester la chaîne de traitement, en fonction des données disponibles. De plus, la conception de la chaîne de traitement a été guidée par un soucis de généricité. En effet, outre la prise en compte de données multi-capteurs et l'intégration de données externes (de type base de données), la chaîne mise en place est capable d'évoluer aisément. L'intégration de nouveaux descripteurs est rapide et simple.

Les principales étapes de nos travaux sont les suivantes :

- Caractérisation des objets d'intérêt : mise en évidence des critères d'identification des objets d'intérêt dans les images optique et RSO.
- Mise en place de descripteurs : conception d'algorithmes de traitement d'image

permettant de vérifier si les objets considérés possèdent les caractéristiques des objets d'intérêt.

- Fusion d'information : fusion des informations issues des différents descripteurs dans le cadre de la théorie de Dempster-Shafer, permettant de modéliser aisément à la fois l'imprécision et l'incertitude des sources d'information.
- Post-traitements : mise en place de contours actifs pour créer un réseau routier. L'énergie externe des contours actifs est basée sur le score obtenu après fusion des descripteurs.

Les résultats prouvent l'efficacité des deux chaînes de traitement. Les tests ont été effectués sur différentes zones, en milieu péri-urbain.

7.2 Perspectives

Les perspectives de ce travail concernent en premier lieu l'amélioration des résultats par l'ajout de descripteurs supplémentaires. Nous avons implémenté quelques descripteurs dans le but de mettre en place l'étape de fusion de données. Cependant, nous souffrons de certaines limitations dans des scénarios défavorables. En effet, si uniquement une image RSO est disponible, nous ne disposons que d'un descripteur pour les routes et pour les bâtiments. Une étude plus poussée peut permettre d'identifier d'autres descripteurs pertinents. D'autres types d'images peuvent également être ajoutés, comme par exemple des images radar polarimétriques, interférométriques, ou des images optiques hyperspectrales.

De plus, ce travail de recherche peut être adaptée à d'autres types d'objets. Nous avons considéré uniquement les routes et les bâtiments car ce sont les principaux objets d'intérêt pour la cartographie en milieu urbain. La généralité de la chaîne de traitement permet de l'adapter aisément à d'autres applications. En mettant en place des descripteurs caractérisant un autre type d'objet et en modélisant leur imprécision, cette chaîne de traitement peut permettre la mise à jour de tout autre type de base de données.

Une utilisation opérationnelle de la chaîne est envisageable. La méthode est quasi-automatique. L'accès à des informations comme le score de chaque objet, le conflit et

l'ignorance permet de traiter automatiquement les cas simples. Nous considérons qu'il est pertinent de permettre à un opérateur humain de valider/ invalider les cas complexes après les étapes de vérification de la base de données et de détection de nouveaux objets. Le coût calculatoire est limité, l'étape de fusion étant rapide. Les traitements les plus coûteux en temps de calcul sont la segmentation multi-échelles et l'extraction de certaines primitives.

Bibliographie

- [AFZAW01] M. F. Auclair-Fortier, D. Ziou, C. Armenakis, and S. Wang. Automated correction and updating of road databases from high-resolution imagery. *Can. J. Remote Sens.*, 27(1) :78–89, 2001.
- [ASCM05] V. Amberg, M. Spigai, M. Coulon, and P. Marthon. Improvement of road extraction in high resolution SAR data by a context-based approach. In *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS)*, Seoul, South Korea, Jul. 2005.
- [ATW88] A. A. Amini, S. Tehrani, and T. E. Weymouth. Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints. In *in Proc. Second International Conference on Computer Vision*, pages 95–99, 1988.
- [AUAG09] O. Aytekin, I. Ulusoy, E. Z. Abacioglu, and E. Gokcay. Building detection in high resolution remotely sensed images based on morphological operators. In *4th International Conference on Recent Advances in Space Technologies, RAST '09*, pages 376–379, Jun. 2009.
- [BB03] A. J. Bennett and D. Blacknell. The extraction of building dimensions from high resolution SAR imagery. In *Proceedings of the International Radar Conference*, pages 182–187, Sep. 2003.
- [BJZV03] L. Bentabet, S. Jodouin, D. Ziou, and J. Vaillancourt. Road vectors update using SAR imagery : A snake-based method. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 41(8) :1785–1803, Aug. 2003.

- [Blo05] I. Bloch. Fusion d'informations numériques : panorama méthodologique. In *Journées Nationales de la Recherche en Robotique*, pages 79–88, Guidel, France, Oct. 2005.
- [BMK89] B. Bruceirvin and D. M. Mc Keown. Methods for exploring the relationship between buildings and their shadows in aerial imagery. *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernet.*, 19(16) :1564–1575, 1989.
- [BPS⁺05] T. Bailloeul, V. Prinet, B. Serra, P. Marthon, P. Chen, and H. Zhang. Urban building land use change mapping from high resolution satellite imagery, active contours and Hough voting. In *Proc. 9th International Symposium on Physical Measurements and Signature in Remote Sensing (ISPMSRS)*, Beijing, China, 2005.
- [BXZZ09] Y. Bao, A. Xu, Q. Zhao, and Z. Zhang. Urban road network extraction based on multi-resolution template matching and double-snake model. In *Urban Remote Sensing Event*, pages 1–6, Shanghai, China, May 2009.
- [Can86] J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine*, pages 679 – 698, 1986.
- [CI07] E. Christophe and J. Inglada. Robust road extraction for high resolution satellite images. In *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process. (ICIP)*, volume 5, pages 437–440, San Antonio, Texas, USA, Sep. 2007.
- [CM02] D. Comaniciu and P. Meer. Mean shift : A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(5) :603–619, May 2002.
- [Dan80] P. E. Danielsson. Euclidean distance mapping. *Computer Graphics and Image Processing*, 14, 1980.
- [DG06] J. Davis and M. Goadrich. The relationship between precision-recall and ROC curves. In *ICML '06 : Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning*, pages 233–240, New York, NY, USA, 2006. ACM.
- [DH73] R. Duda and P. Hart. *Pattern Classification and Scene Analysis*, pages 98–105. John Wiley and Sons, 1973.

- [DP01] D. Dubois and H. Prade. Possibility theory, probability theory and multiple-valued logics : A clarification. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 32(1-4) :35–66, 2001.
- [GC08] K. S. Gudmundsson and F. Cagatin. Complex shadow extraction. In *International Society for Optical Engineering (SPIE)*, volume 7072, pages 707211.1–707211.10, San Diego, CA , USA, Aug. 2008.
- [GDL06] P. Gamba, F. Dell’Acqua, and G. Lisini. High-resolution images exploiting directional filtering, perceptual grouping, and simple topological concepts. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 3(3) :387–391, Jul. 2006.
- [GHRM09] A. Grote, C. Heipke, F. Rottensteiner, and H. Meyer. Road extraction in suburban areas by region-based road subgraph extraction and evaluation. In *Urban Remote Sensing Event*, Shanghai, China, May 2009.
- [GHS00] P. Gamba, B. Houshmand, and M. Saccani. Detection and extraction of buildings from interferometric SAR data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 38(1) :611–617, Jan. 2000.
- [GJMR08] R. Grompone Von Gioi, J. Jakubowicz, J. M. Morel, and G. Randall. On straight line segment detection. *J. Math. Imaging Vis.*, 32(3) :313–347, 2008.
- [GZLJ08] H. T. Guo, Y. Zhang, J. Lu, and G. W. Jin. Research on the building shadow extraction and elimination method. In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing (IAPRS)*, pages 569–574, Beijing, China, 2008.
- [HHW01] O. Hellwich, C. Heipke, and B. Wessel. Sensor and data fusion contest : Information for mapping from airborne SAR and optical imagery. In *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS)*, Sydney, Australia, Jul. 2001.
- [HRF⁺07] J. Hu, A. Razdan, J. C. Femiani, M. Cui, and P. Wonka. Road network extraction and intersection detection from aerial images by tracking road footprints. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 45(12) :4144–4157, Dec. 2007.
- [HSLG09] K. Hedman, U. Stilla, G. Lisini, and P. Gamba. Road network extraction in VHR SAR images of urban and suburban areas by means of class-aided

- feature-level fusion. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, *Accepted for future publication*, 2009.
- [Kla98] D. Klang. Automatic detection of changes in road databases using satellite imagery. *Proc. Int. Archives Photogrammetry and Remote Sensing*, 32 :293–298, 1998.
- [KM99] T. Kim and J. P. Muller. Development of a graph-based approach for building detection. *Image Vis. Comput.*, 17(1) :3–17, Jan. 1999.
- [KP09] K. Karantzas and N. Paragios. Recognition-driven two-dimensional competing priors toward automatic and accurate building detection. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 47(1) :133–144, Jan. 2009.
- [KS08] A. Katartzis and H. Sahli. A stochastic framework for the identification of building rooftops using a single remote sensing image. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 46(1) :259–271, Jan. 2008.
- [KWT88] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *International journal of computer vision*, 1(4) :321–331, 1988.
- [LHN94] C. Lin, A. Huertas, and R. Nevatia. Detection of buildings using perceptual grouping and shadows. In *IEEE Proc. Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'94)*, pages 62–69, 1994.
- [LN98] C. A. Lin and R. Nevatia. Building detection and description from a single intensity image. *Computer Vision and Image Understanding*, 72(2) :101–121, Nov. 1998.
- [LWL05] Z. J. Liu, J. Wang, and W. P. Liu. Building extraction from high resolution imagery based on multi-scale object oriented classification and probabilistic Hough transform. In *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS)*, Seoul, South Korea, Jul. 2005.
- [LWS07] S. Lefevre, J. Weber, and D. Sheeren. Automatic building extraction in VHR images using advanced morphological operators. In *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas (URBAN)*, Paris, France, Apr. 2007.

- [May99] H. Mayer. Automatic object extraction from aerial imagery - a survey focusing on buildings. *Computer Vision and Image Understanding*, 74(2) :138–149, 1999.
- [MH80] D. Marr and E. Hildreth. Theory of edge detection. In *Proceedings of the Royal Society*, pages 187–217, London, England, 1980.
- [MZ05] S. Muller and D. W. Zaum. Robust building detection in aerial images. In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing (IAPRS)*, Vienna, Austria, Aug. 2005.
- [NGLT06] M. Negri, P. Gamba, G. Lisini, and F. Tupin. Junction-aware extraction and regularization of urban road networks in high-resolution SAR images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 44(10) :2962–2971, Oct. 2006.
- [NM65] J. A. Nelder and R. Mead. A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, 7(4) :308–313, Jan. 1965.
- [PCR03] R. Peteri, J. Celle, and T. Ranchin. Detection and extraction of road networks from high resolution satellite images. In *in Proc. IEEE International Conference on Image Processing*, volume 1, pages 301–304, Barcelona, Spain, Sep. 2003.
- [PJPZ08] T. Peng, I. H. Jermyn, V. Prinet, and J. Zerubia. Incorporating generic and specific prior knowledge in a multiscale phase field model for road extraction from VHR images. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 1(2) :139–146, Jun. 2008.
- [QD03] M. Quartulli and M. Datcu. Information extraction from high resolution SAR data for urban scene understanding. In *Proc. 2nd GRSS/ISPRS Joint workshop on data fusion and remote sensing over urban areas (URBAN 2003)*, pages 115–119, 2003.
- [QD04] M. Quartulli and M. Datcu. Stochastic geometrical modeling for built-up area understanding from a single SAR intensity image with meter resolution. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42 :1996–2003, 2004.
- [SF68] I. Sobel and G. Feldman. A 3x3 isotropic gradient operator for image processing. In *Presentation for Stanford Artificial Project*, 1968.

- [Sme94] P. Smets. What is Dempster-Shafer's model? In *Advances in the Dempster-Shafer theory of evidence*, pages 5–34. John Wiley & Sons, Inc., New York, USA, 1994.
- [SS01] B. Schölkopf and A. J. Smola. *Learning with Kernels : Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond (Adaptive Computation and Machine Learning)*. The MIT Press, Dec. 2001.
- [STD09] H. Sportouche, F. Tupin, and L. Denise. Building extraction and 3D reconstruction in urban areas from high-resolution optical and SAR imagery. In *Urban Remote Sensing Event*, Shanghai, China, May 2009.
- [SU08] B. Sirmacek and C. Unsalan. Building detection from aerial images using invariant color features and shadow information. In *23rd International Symposium on Computer and Information Sciences, ISCIS '08*, pages 1–5, Oct. 2008.
- [SU09] B. Sirmacek and C. Unsalan. Urban-area and building detection using SIFT keypoints and graph theory. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 47(4) :1156–1167, Apr. 2009.
- [TBM99] F. Tupin, I. Bloch, and H. Maitre. A first step toward automatic interpretation of SAR images using evidential fusion of several structure detectors. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 37(3) :1327–1343, May 1999.
- [TCS+07] A. Thiele, E. Cadario, K. Schulz, U. Thoennessen, and U. Soergel. Building recognition from multi-aspect high-resolution InSAR data in urban areas. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 45(11) :3583–3593, Nov. 2007.
- [TG98] R. Tonjes and S. Growe. Knowledge-based road extraction from multisensor imagery. In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing (IAPRS)*, volume 32, pages 387–393, Columbus, Ohio, USA, Jul. 1998.
- [THD02] F. Tupin, B. Houshmand, and M. Datcu. Road detection in dense urban areas using SAR imagery and the usefulness of multiple views. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 40(11) :2405–2414, Nov. 2002.
- [TR03] F. Tupin and M. Roux. Detection of building outlines based on the fusion of SAR and optical features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(1) :71–82, Jun. 2003.

- [TTM04] C. Tison, F. Tupin, and H. Maitre. Retrieval of building shapes from shadows in high resolution SAR interferometric images. In *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS)*, pages 1788–1791, Anchorage, Alaska, USA, Sep. 2004.
- [Tuc79] C. J. Tucker. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, pages 127–150, 1979.
- [VBI10] M. C. Vanegas, I. Bloch, and J. Inglada. Detection of aligned objects for high resolution image understanding. In *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS)*, Honolulu, Hawaii, USA, 2010.
- [VS91] L. Vincent and P. Soille. Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 13 :583–598, Jun. 1991.
- [Wie03] C. Wiedemann. External evaluation of road networks. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, 34 :93–98, 2003.
- [WP05] L. Wei and V. Prinet. Building detection from high-resolution satellite image using probability model. In *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS)*, Seoul, South Korea, Jul. 2005.
- [WS92] D. J. Williams and M. Shah. A fast algorithm for active contours and curvature estimation. *CVGIP : Image Underst.*, 55(1) :14–26, 1992.
- [Zad99] L. A. Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets Syst.*, 100 :9–34, 1999.
- [ZC04] Q. Zhang and I. Couloigner. A framework for road change detection and map updating. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 35 :720–734, 2004.
- [ZT98] D. Ziou and S. Tabbone. Edge detection techniques : An overview. *International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis*, 8(4) :537–559, 1998.

