

## TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE 1 CHARTE INTERNATIONALE « ESPACE ET CATASTROPHES MAJEURES » .....	9
1.1 Introduction.....	9
1.2 La Charte.....	9
1.2.1 Membres et ressources satellitaires.....	10
1.2.2 Implication du Canada dans les activités de la Charte.....	12
1.2.3 Opérations.....	13
1.2.4 Types d'activation.....	16
1.2.5 Partenariats et autres systèmes semblables.....	17
1.3 Évolution de la Charte .....	19
1.4 Activations majeures récentes.....	20
1.4.1 Séisme et tsunami touchant le Japon le 11 mars 2011 .....	20
1.4.2 Séisme affectant Haïti le 12 janvier 2010.....	24
1.5 Méthodes actuelles d'évaluation des dégâts .....	28
1.5.1 Évaluation sur le terrain.....	28
1.5.2 Évaluation visuelle par télédétection .....	29
1.5.3 Échelle utilisée pour l'évaluation des dégâts.....	30
1.6 Conclusion .....	32
CHAPITRE 2 ÉTAT DE L'ART SUR LA DÉTECTION DES BÂTIMENTS ET L'ÉVALUATION DES DÉGÂTS .....	35
2.1 Introduction.....	35
2.2 Détection des bâtiments .....	35
2.2.1 Analyse multi-échelle des images.....	35
2.2.2 Caractéristiques à extraire pour la détection des bâtiments.....	40
2.2.3 Classification des bâtiments.....	44
2.3 Identification du type des bâtiments .....	46
2.4 Évaluation des dégâts.....	48
2.5 Méthodes employées pour le cas d'Haïti .....	49
2.5.1 Estimation automatique des dommages structuraux à l'aide de pictométrie .....	50
2.5.2 Analyse visuelle sur images optiques d'archives et d'acquisition nouvelle .....	51
2.5.3 Méthode automatique d'évaluation des dégâts à l'aide de l'ombrage.....	52
2.5.4 Analyse des dégâts à l'aide d'images satellitaires et aériennes .....	53
2.5.5 Extraction des bâtiments et des décombres .....	53
2.5.6 Évaluation des dommages par séparateur à vaste marge optimisé .....	55
2.5.7 Utilisation d'une image radar post événement pour l'évaluation .....	56
2.5.8 Détection de changement sur images optiques THR .....	57

2.6	Conclusion .....	57
CHAPITRE 3 DÉTECTION ET ÉVALUATION.....		61
3.1	Introduction.....	61
3.2	Extraction des formes et détection des bâtiments.....	64
3.2.1	Transformée rapide en lignes de niveau .....	65
3.2.2	Cartographie des échelles .....	81
3.2.3	Extraction des caractéristiques des formes .....	95
3.2.3.1	Information géométrique .....	95
3.2.3.2	Caractéristiques spatiales.....	98
3.2.4	Classification des bâtiments par séparateur à vaste marge.....	104
3.2.5	Optimisation du classificateur.....	109
3.3	Appariement des formes détectées.....	113
3.4	Évaluation des dégâts sur les bâtiments détectés.....	116
3.4.1	Statistiques de texture .....	117
3.4.2	Classification des dégâts.....	122
3.5	Mesures d'évaluation des résultats .....	127
3.6	Conclusion .....	132
CHAPITRE 4 PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL ET RÉSULTATS .....		135
4.1	Introduction.....	135
4.2	Préparation .....	135
4.2.1	Données utilisées .....	135
4.2.2	Matériel et logiciels utilisés .....	142
4.3	Présentation des résultats .....	143
4.3.1	Méthodes d'évaluation des résultats.....	146
4.3.2	Détection des bâtiments .....	147
4.3.3	Appariement des formes .....	164
4.3.4	Évaluation des dégâts.....	167
4.4	Interprétation des résultats .....	174
4.4.1	Problèmes de segmentation.....	174
4.4.2	Difficultés rencontrées pour l'appariement des formes.....	176
4.4.3	Qualité de l'évaluation des dégâts .....	177
4.5	Discussion.....	178
4.5.1	Détection des bâtiments – comparaison avec d'autres méthodes .....	178
4.5.2	Évaluation des dégâts – comparaison avec d'autres méthodes.....	182
4.6	Conclusion .....	185
CONCLUSION GÉNÉRALE.....		187
ANNEXE I CAPTEURS RÉCENTS.....		193
ANNEXE II REPRÉSENTATION RCC8.....		195
ANNEXE III TEXTURES.....		197

ANNEXE IV EXEMPLE D'APPLICATION OTB.....	201
APPENDICE A	205
STATISTIQUES SUR LES ACTIVITÉS DE LA CHARTE INTERNATIONALE « ESPACE ET CATASTROPHES MAJEURES » .....	205
BIBLIOGRAPHIE.....	209



## LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 0.1 Contributions de cette thèse.....	8
Tableau 1.1 Les membres de la Charte et leurs ressources .....	11
Tableau 1.2 Liste des ressources satellitaires optiques .....	25
Tableau 1.3 Liste des ressources satellitaires radars .....	25
Tableau 1.4 Liste des ressources aériennes .....	26
Tableau 2.1 Comparaison des méthodes de décomposition multi-échelle.....	37
Tableau 2.2 Comparaison des méthodes de segmentation .....	40
Tableau 2.3 Récapitulation des méthodes de détection de bâtiments.....	59
Tableau 2.4 Récapitulation des méthodes d'évaluation des dégâts.....	60
Tableau 3.1 Analyse de sensibilité pour la segmentation - $\min_{ce}$ .....	88
Tableau 3.2 Analyse de sensibilité pour la segmentation - $\max_{ce}$ .....	88
Tableau 3.3 Analyse de sensibilité pour la segmentation - $\lambda_{ce}$ .....	91
Tableau 3.4 Analyse de sensibilité pour la segmentation - $\gamma_{ce}$ .....	92
Tableau 3.5 Exemple fictif de données spatiales pour l'identification du type des bâtiments	99
Tableau 3.6 Comparaison des résultats de classification avec et sans points du profil d'échelle .....	104
Tableau 3.7 Résultats d'extraction des bâtiments avec différents noyaux SVM.....	109
Tableau 3.8 Résultats d'optimisation grossière.....	112
Tableau 3.9 Détection des bâtiments - tests avec descripteurs de texture.....	118
Tableau 3.10 Noyaux de Laws bidimensionnels .....	120
Tableau 3.11 Évaluation des dégâts - comparaison des descripteurs utilisés.....	122
Tableau 3.12 Évaluation des dégâts - comparaison du MLP et du SVM .....	127

## XVIII

Tableau 4.1 Paramètres pour l'extraction de formes .....	145
Tableau 4.2 Paramètres pour la détection des bâtiments - SVM.....	145
Tableau 4.3 Paramètres pour l'évaluation des dégâts - MLP.....	145
Tableau 4.4 Descripteurs utilisés pour les expérimentations .....	146
Tableau 4.5 Matrice de confusion - détection des bâtiments .....	154
Tableau 4.6 Taux de succès - détection des bâtiments .....	154
Tableau 4.7 Résultats selon les descripteurs utilisés.....	157
Tableau 4.8 Tests de généralisation sur d'autres images – tous les descripteurs.....	160
Tableau 4.9 Tests de généralisation sur d'autres images - sans profil d'échelle .....	160
Tableau 4.10 Tests de généralisation sur d'autres images - sans descripteurs de moments ...	161
Tableau 4.11 Matrice de confusion montrant le résultat de détection des dégâts – PAP1 .....	171
Tableau 4.12 Résultats de détection des dégâts – PAP1.....	171
Tableau 4.13 Code couleur des erreurs de classification.....	172
Tableau 4.14 Matrice de confusion montrant le résultat de détection des dégâts – PAP3 .....	173
Tableau 4.15 Résultats de détection des dégâts – PAP3.....	174
Tableau 4.16 Comparaison des méthodes de détection des bâtiments .....	181
Tableau 4.17 Comparaison du temps d'exécution des méthodes .....	182
Tableau 4.18 Comparaison des méthodes d'évaluation des dégâts .....	183
Tableau 4.19 Comparaison directe avec la méthode par corrélation .....	183
Tableau 4.20 Comparaison du temps d'exécution des méthodes d'évaluation des dégâts.....	185

## LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 0.1 Haïti janvier 2010 - Dégâts sur les bâtiments et infrastructures majeurs préparée le 16 janvier 2010 .....	3
Figure 0.2 Haïti janvier 2010 - Dégâts par quartier préparée le 18 janvier 2010 .....	4
Figure 1.1 Processus d'activation de la Charte.....	13
Figure 1.2 Zones inondées lors du tremblement de terre au Japon le 11 mars 2012 .....	22
Figure 1.3 Débris et dommages autour de l'aéroport de Sendai causés lors du tremblement de terre au Japon le 11 mars 2012 .....	23
Figure 1.4 Carte de la force de la secousse sismique.....	27
Figure 1.5 Modèles 3D superposés à une image optique GeoEye.....	28
Figure 1.6 Échelle Macrosismique Européenne pour les bâtiments en maçonnerie.....	31
Figure 1.7 Échelle Macrosismique Européenne pour les bâtiments en béton armé .....	32
Figure 3.1 Schéma du processus de détection des bâtiments et des dégâts .....	61
Figure 3.2 Schéma d'extraction des formes .....	64
Figure 3.3 Image décomposée avec ses arbres d'inclusion .....	66
Figure 3.4 Arbre d'inclusion où les trous sont remplis .....	67
Figure 3.5 Exemple de formes rencontrant une partie du bord de l'image. Trous présents (droite) et trous bouchés (gauche) .....	68
Figure 3.6 Connexités possibles pour le pixel central .....	69
Figure 3.7 Exemple réel de la décomposition d'une image en arbre hiérarchique .....	73
Figure 3.8 Image satellitaire simplifiée.....	74
Figure 3.9 Étapes de parcours de l'image par FLST (1 de 3).....	76
Figure 3.10 Étapes de parcours de l'image par FLST (2 de 3).....	77
Figure 3.11 Étapes de parcours de l'image par FLST (3 de 3).....	79

Figure 3.12	Niveaux de l'arbre généré à partir de l'image simplifiée.....	80
Figure 3.13	Exemple de cartographie des échelles sur un quartier de Port-au-Prince.....	82
Figure 3.14	Objets sur lesquels la sensibilité des paramètres est évaluée avec R pour les routes, B pour les bâtiments, V pour la végétation et O pour les ombres .....	87
Figure 3.15	Formes segmentées selon paramètres - $\min_{ce}$ .....	89
Figure 3.16	Formes segmentées selon paramètres - $\max_{ce}$ .....	90
Figure 3.17	Formes segmentées selon paramètres - $\lambda_{ce}$ .....	93
Figure 3.18	Formes segmentées selon paramètres - $\gamma_{ce}$ .....	94
Figure 3.19	Types de contours pour le calcul du périmètre.....	96
Figure 3.20	Exemple schématique de la construction du profil d'échelle.....	100
Figure 3.21	Profils des formes (a) à (g) .....	102
Figure 3.22	Profils des formes (a) à (g) - agrandissement .....	103
Figure 3.23	Schéma de la détection des bâtiments .....	107
Figure 3.24	Processus de validation croisée avec k-groupes .....	110
Figure 3.25	Grilles d'optimisation (grossière et fine) .....	112
Figure 3.26	Schéma du processus d'appariement des formes .....	113
Figure 3.27	Schéma de l'extraction des textures et calcul des différences .....	118
Figure 3.28	Schéma de l'évaluation des dégâts .....	123
Figure 3.29	Neurone artificiel.....	124
Figure 3.30	Schéma d'un réseau de neurones multicouche.....	125
Figure 3.31	Tests initiaux d'évaluation des dégâts - choix des paramètres MLP .....	126
Figure 3.32	Exemples de matrices de confusion.....	129
Figure 3.33	Exemple de front de Pareto .....	131
Figure 4.1	Région d'intérêt de la ville de Port-au-Prince. Quatre sous-régions sont utilisées pour les tests .....	138



Figure 4.2	Zones PAP1 et PAP3 après la catastrophe .....	139
Figure 4.3	Autres images utilisées pour les tests de détection des bâtiments. (a) région de Cagliari. (b) région de Las Vegas. (c) région de Denver. (d) région d'Iran. (e) région de San Diego. ....	141
Figure 4.4	Rappel de la méthodologie globale .....	144
Figure 4.5	Représentation de l'image par niveau. Niveaux 0 à 50, (a) à (f) respectivement	149
Figure 4.6	Représentation de l'image par niveau. Niveaux 60 à 110, (g) à (l) respectivement .....	150
Figure 4.7	Représentation de l'image par niveau. Niveaux 120 à 170, (m) à (r) respectivement .....	151
Figure 4.8	Représentation de l'image par niveau. Niveaux 180 à 210, (s) à (v) respectivement .....	152
Figure 4.9	Étiquettes des objets conservés.....	153
Figure 4.10	Évaluation de l'impact du nombre d'échantillons d'apprentissage - SVM.....	155
Figure 4.11	Front de Pareto pour différents paramètres du SVM.....	156
Figure 4.12	Taux de classification selon les descripteurs utilisés.....	158
Figure 4.13	Courbes ROC selon les descripteurs utilisés.....	159
Figure 4.14	Résultats visuels du test sur PAP2.....	162
Figure 4.15	Résultats visuels du test sur PAP3.....	162
Figure 4.16	Résultats visuels du test sur PAP4.....	162
Figure 4.17	Résultats visuels du test sur une partie de l'image de San Diego .....	163
Figure 4.18	Résultats visuels du test sur une partie de l'image de Las Vegas .....	163
Figure 4.19	Image des bâtiments utilisés pour les tests d'appariement.....	164
Figure 4.20	Tests d'appariement avec une translation de 5 ou 10 pixels .....	165
Figure 4.21	Tests d'appariement avec une image de modalité différente .....	166
Figure 4.22	Segments issus de deux images provenant de capteurs différents.....	167
Figure 4.23	Dégâts sur les bâtiments - référence .....	168

Figure 4.24	Taux selon le nombre d'échantillons et selon les descripteurs.....	169
Figure 4.25	Dégâts sur les bâtiments - résultats.....	170
Figure 4.26	Erreurs de classification des dégâts .....	172
Figure 4.27	Exemple de sursegmentation: Image de la cathédrale de Port-au-Prince (a) et résultat de la segmentation (b).....	175
Figure 4.28	Images utilisées pour comparer avec la littérature. (a) PAP1. (b) région de Los Angeles. (c) région d'Adana (Turquie). (d) région d'Europe.....	179

## LISTE DES ALGORITHMES

	Page
Algorithme 3.1 Processus global de la méthode proposée .....	63
Algorithme 3.2 Transformée rapide en lignes de niveau .....	70
Algorithme 3.3 Extraction des extrema régionaux .....	71
Algorithme 3.4 Segmentation par cartographie des échelles .....	83
Algorithme 3.5 Processus de détection des bâtiments .....	105
Algorithme 3.6 Appariement des formes .....	116
Algorithme 3.7 Extraction des textures de Laws .....	119



## LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AdaBoost	<i>Adaptive boosting</i>
ASC	Agence spatiale canadienne
ASE	Agence spatiale européenne
ASPRS	<i>American Society for Photogrammetry and Remote Sensing</i> : Société américaine de photogrammétrie et télédétection
CNES	Centre national d'études spatiales
COC	Centre de compétences
CRF	<i>Conditional Random Fields</i> : champs aléatoires conditionnels
DLR	<i>Deutschen Zentrums für Luft und Raumfahrt</i> : Agence spatiale allemande
EC	<i>European commission</i> : commission européenne
EMS	Échelle macrosismique européenne
EXITER	Extraction d'information tactique pour l'évaluation du risque
FLST	<i>Fast Level Set Transform</i> : Transformée rapide en lignes de niveau
FTP	<i>File Transfer Protocol</i> : Protocole de transfert de fichiers
GARNET-E	<i>GMES for Africa - Regional Network for information Exchange and Training in Emergencies</i>
GEO	<i>Group on Earth Observations</i>
GMES	<i>Global Monitoring for Environment and Security</i>
IA	Ingénieur d'astreinte
INES	Échelle internationale des événements nucléaires
INPE	<i>Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais</i> : <i>National Institute For Space Research</i> (Brésil)
JRC	<i>Joint research centre</i> : centre commun de recherche (Europe)

## XXVI

LIDAR	<i>Light detection and ranging</i> : Télédétection par laser
LIVIA	Laboratoire d'imagerie, de vision et d'intelligence artificielle
MLP	<i>Multiple Layers Perceptron</i> : Perceptron multicouche
MNS	Modèle numérique de surface
MNT	Modèle numérique de terrain
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i> (États-Unis)
OT	Observation de la Terre
OTB	Boîte à outils Orfeo
OVA	Organisme à valeur ajoutée
RBF	Fonction à base radiale
RCC8	<i>Region connection calculus 8</i>
ROC	<i>Receiver operating characteristic</i> : Caractéristique de fonctionnement du récepteur
RSO	Radar à synthèse d'ouverture
SAFER	<i>Services and Applications For Emergency Response</i> (Europe)
SERTIT	Service Régional de Traitement d'Image et de Télédétection (France)
SIG	Système d'information géographique
SRTM	<i>Shuttle Radar Topography Mission</i>
SVM	Séparateur à vaste marge
THR	Très haute résolution (spatiale)
UA	Utilisateur autorisé
UNITAR	<i>United Nation Institute for Training and Research</i>
UNOOSA	<i>United Nations Office for Outer Space Affairs</i>

UNOSAT	Programme opérationnel pour les applications satellitaires de l'UNITAR
VTN	Variation totale normalisée
WB	<i>World Bank</i> : banque mondiale
ZKI	<i>Zentrum für Satellitengestützte Kriseninformation</i> : Centre d'information de crise basée sur l'imagerie satellitaire (Allemagne)





## LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

$BA_{av}$	Bâtiments extraits de l'image captée avant l'événement
$C$	Constante de souplesse de la marge d'erreur du SVM
$^{\circ}$	Degré d'un angle
$D(F)$	Descripteurs associées aux formes de l'ensemble $F$
$F_{av}, F_{ap}$	Ensemble des formes avant et après la catastrophe
$FA_{ap}$	Formes de l'image après événement associées aux bâtiments extraits de l'image captée avant la catastrophe
$F_{diff}$	Formes de différence entre les bâtiments de l'ensemble $BA$ et des formes associées $FA$
$\gamma$	Paramètre du noyau SVM à fonction à base radiale
$\gamma_{ce}$	Facteur de régularité des formes en cartographie d'échelles
$\lambda_{ce}$	Distance permise entre deux niveaux d'un contour flou en cartographie d'échelles
$max_{ce}$	Taille maximale (en pixels) des formes à considérer en cartographie d'échelles
$min_{ce}$	Taille minimale (en pixels) des formes à considérer en cartographie d'échelles
$M_w$	Échelle de magnitude du moment sismique
$PO_d$	Objets représentant la classe de dégât associée à chaque formes de $F_{diff}$
$\xi_i$	Variable ressort du point $i$ pour un SVM
$T_{av}, T_{ap}$	Arbres des formes générées par FLST avant et après la catastrophe



## INTRODUCTION

Ce doctorat a été accompli en partenariat avec le département d'observation de la Terre (OT) de la compagnie Effigis Géo-Solutions inc. Ce département effectue des travaux de photogrammétrie et de classification du territoire avec succès depuis de nombreuses années. Depuis quelques années, les responsables s'intéressent à la télédétection visant à aider les décideurs lors de catastrophes majeures. Chaque année, les catastrophes naturelles causent des dégâts matériels et sociaux importants dans plusieurs régions du globe. De nombreux êtres humains sont ainsi grandement affectés par ces désastres. Afin de rétablir l'ordre et porter secours aux victimes, d'innombrables travailleurs de domaines variés sont mobilisés. Ils sont appelés à évaluer les dégâts, à être en mesure de secourir les personnes en détresse, à reconstruire les habitations et autres bâtiments ou simplement dégager les voies d'accès. L'évaluation de l'ampleur d'une catastrophe naturelle se fait présentement par une étude sur le terrain des dégâts occasionnés et des travaux de reconstruction nécessaires. Cette manière de procéder est à la fois coûteuse en terme d'argent, de temps et de ressources. C'est pourquoi la détection automatique à distance des dégâts est fortement souhaitable.

En 2000, trois agences spatiales, dont l'Agence spatiale canadienne (ASC), ont fondé la Charte Internationale "Espace et Catastrophes Majeures". La Charte comprend maintenant une quinzaine de membres composés des agences spatiales de divers pays et d'exploitants de systèmes d'observation de la Terre. Lors d'une catastrophe, la Charte est activée afin de fournir des images satellitaires des zones touchées par la catastrophe à une entreprise qui sera mandatée pour fournir le plus rapidement possible des cartes représentant la situation sur le terrain. Les intervenants sur place peuvent ainsi avoir des informations sur l'état des routes, les habitations touchées et l'ampleur des dégâts. Les imageurs optiques embarqués sur les plus récents satellites offrent maintenant des résolutions spatiales submétriques. Les imageurs radars de dernière génération offrent, quant à eux, une résolution spatiale de l'ordre du mètre. Les images provenant de ces nouveaux capteurs sont de très grandes dimensions et contiennent une très grande quantité de détails. Les méthodes développées précédemment pour la détection d'objets dans les images satellitaires ne peuvent être appliquées directement

sur ces nouvelles images. C'est pourquoi de nouvelles techniques doivent être développées de manière à pouvoir produire des cartes détaillées le plus rapidement possible lors des désastres naturels.

## **Problématique**

Les problèmes rencontrés par les photos-interprètes d'Effigis Géo-Solutions inc. servent de lignes directrices pour le développement de solutions pour résoudre ces problèmes. Le projet vise à développer des algorithmes de détection automatisée des bâtiments qui permettront de réduire le temps de traitement et les manipulations effectuées par le photo-interprète du partenaire en charge de la préparation de cartes préliminaires de dégâts lors de catastrophes. Présentement, ces travaux sont effectués par une inspection visuelle lente et fastidieuse.

Le 13 janvier 2010, la Charte a été activée à la demande de plusieurs instances de protection civile dont la Protection Civile française et la Sécurité publique du Canada (International Charter, 2010) une journée après le tremblement de terre frappant Haïti. Des images ont été acquises par différents satellites optiques dès la première journée et par des satellites optiques et radars dans les jours subséquents. Des cartes minimalistes de la région de Port-au-Prince étaient prêtes dès le 13 janvier, mais il faut attendre jusqu'au 16 janvier pour qu'une carte d'évaluation sommaire des dégâts pour les infrastructures principales (hôpitaux, écoles, bâtiments gouvernementaux) soit disponible et deux jours de plus avant d'obtenir une carte des dégâts par quartier. Des exemples de cartes créées sont montrés dans la Figure 0.1 et la Figure 0.2. Il est clair que les services de secours sur place n'ont pu profiter de ces cartes pour optimiser les efforts de sauvetage dans les moments les plus critiques suivant la catastrophe. De plus, les cartes créées ne font état des dégâts qu'au niveau du quartier, ce qui n'est pas suffisant pour diriger les ressources efficacement. En situation de crise, l'état des bâtiments individuels est nécessaire. Les images provenant de capteurs récents ont des tailles très importantes (~40 000 pixels x 40 000 pixels) et une précision spatiale plus fine que le mètre. Cela fait en sorte que l'évaluation visuelle des zones touchées par un photo-interprète est longue et ardue. La problématique consiste donc en la création d'outils permettant de

diminuer le temps de traitement des images satellites utilisées lors de catastrophes majeures tout en respectant des critères de qualité et fiabilité comparables à ceux respectés pour les méthodes visuelles utilisées présentement. Plusieurs travaux récents tentent de répondre à certaines des difficultés rencontrées telles que la réduction du temps de traitement, le recalage d'images avant et après catastrophe de modalités variées, la détection efficace des bâtiments et l'évaluation rapide et juste des dégâts. La revue de la littérature démontre que plusieurs solutions offertes ont des lacunes à un ou plusieurs des niveaux décrits précédemment ou ne sont tout simplement pas développées dans l'optique des catastrophes naturelles. Il s'agit donc de faire ressortir clairement les forces et les faiblesses des méthodes proposées afin de déterminer une méthodologie répondant au mieux à tous les points énumérés. La définition d'objectifs précis permettra de concentrer les efforts sur les réels besoins pour la détection de bâtiments.

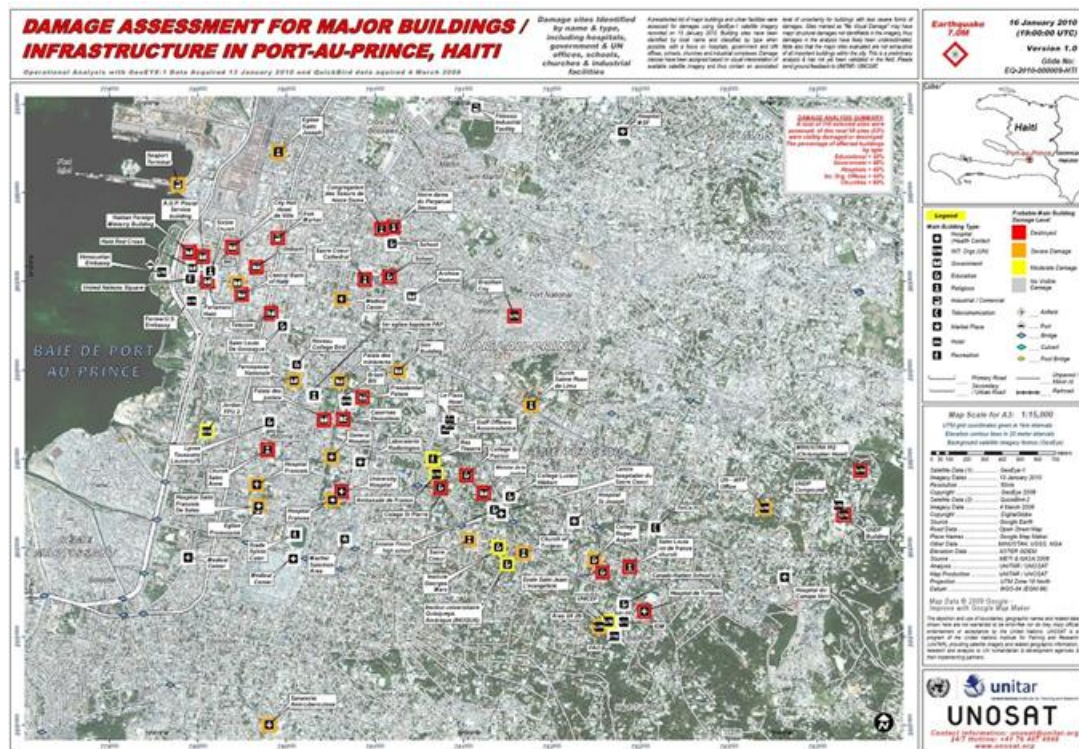


Figure 0.1 Haïti janvier 2010 - Dégâts sur les bâtiments et infrastructures majeurs préparée le 16 janvier 2010  
Tiré d'UNOSAT (2010)



Figure 0.2 Haïti janvier 2010 - Dégâts par quartier préparée le 18 janvier 2010  
Tiré du SERTIT (2010)

## Objectifs à atteindre

Dans le livret « Geoinformation for disaster and risk management: examples and best practices » de l'ONU paru en 2010 (Altan et al., 2010), des responsables du Programme Alimentaire Mondial des Nations Unies ont déclaré que les éléments les plus pertinents et utiles à extraire rapidement étaient les suivants pour les tremblement de terre :

- Routes obstruées ou inaccessibles
- Camps spontanés de réfugiés
- Bâtiments détruits ou endommagés
- Glissements de terrain

***L'objectif principal*** de ce projet de recherche est le développement d'une méthode semi-automatique de détection des bâtiments (Dubois et Lepage, 2012a) et l'extraction d'information contextuelle permettant d'aider les photos-interprètes à identifier les types des bâtiments dans des images optiques de très haute résolution spatiale (THR) dans le cadre de tremblements de terre en demeurant indépendant des modalités d'acquisition des images (Dubois, Lepage et Benoit, 2012). L'innovation principale réside dans l'extraction automatique des caractéristiques géométriques et des caractéristiques d'échelle d'objets segmentés dans l'image. Certains ont proposé des mesures de profil d'échelle des objets pour faciliter la discrimination entre les classes d'images d'observation de la Terre et nous démontrons expérimentalement la pertinence de ces mesures et leur utilité réelle (Dubois et Lepage, 2013c). Cette approche orienté-objet a aussi l'avantage de faciliter l'étude des objets pour l'identification du type des bâtiments qui permettra aux analystes d'identifier les zones où déployer des secours. ***L'objectif secondaire*** est l'évaluation du niveau de destruction des bâtiments endommagés en utilisant des caractéristiques extraites d'images optiques de très haute résolution à l'aide d'un classificateur supervisé (Dubois et Lepage, 2013a; 2013b). L'originalité des travaux concernant cet objectif est l'extraction et l'utilisation de mesures d'énergie permettant la qualification des textures. Ces mesures sont calculées directement sur les objets bâtiments plutôt que sur des fenêtres glissantes sur l'image. Cela réduit le temps de traitement et diminue la quantité de mémoire requise pour stocker les données intermédiaires. Les routes obstruées et les glissements de terrain ne sont pas considérés dans cette recherche. ***L'objectif tertiaire*** est de réduire le temps de traitement en minimisant l'impact sur les performances (Dubois et Lepage, 2012b).

### **Hypothèses posées**

Nous posons comme hypothèse que les images de très haute résolution spatiale contiennent suffisamment de détails pour la détection multimodale des bâtiments lors de catastrophe de type tremblement de terre. De plus, il est également entendu que l'ensemble des opérations effectuées prendront substantiellement moins de temps que le photo-interprète sans ces outils automatisés. Ensuite, nous posons aussi que le profil d'échelle obtenu lors de la segmentation

de l'image permet de discriminer entre les différentes classes de couverture terrestre et donc de faciliter la détection des bâtiments. En dernier lieu, nous estimons que les descripteurs de texture proposés par Laws permettent de faciliter l'évaluation automatique des dégâts. Ces hypothèses doivent être supportées par des tests quantitatifs basés sur des images représentatives des situations de crise générées par un tremblement de terre. Le cadre d'évaluation est décrit dans la section portant sur la méthodologie.

### **Limites établies**

Afin de restreindre l'étendue de la recherche et des travaux à exécuter, certaines limites doivent être établies dès le début. Premièrement, les travaux portent uniquement sur les catastrophes de type tremblement de terre pour lesquelles une activation de la Charte a été effectuée. Deuxièmement, seules des images acquises ou accessibles dans le cadre de la Charte sont utilisées. Cela implique aussi de limiter les travaux aux modes et paramètres déterminés selon le type de catastrophe par les ingénieurs d'astreinte mandatés par la Charte. Troisièmement, les régions pour lesquelles la chaîne de traitement doit être validée doivent comporter principalement des villes de densité suffisamment élevée. Les régions montagneuses et les villages comportant des bâtiments étalés sur de grandes surfaces ne sont pas pris en compte puisque l'information importante dans ces cas n'est pas l'état des bâtiments, mais plutôt l'état des routes et la présence de glissements de terrain.

### **Prérequis**

Puisque ce projet est concerné par l'évaluation des dégâts subis par les bâtiments lors d'un tremblement de terre, un minimum d'une image d'archive (image captée avant la catastrophe lorsque la région est dans un état normal) et d'une image post événement (image captée peu de temps après l'événement lorsque la région est encore en état de crise) sont requises. De plus, les images optiques doivent être de très haute résolution ( $\leq 1$  m par pixel) afin de bien répondre aux objectifs de cette recherche. Le dernier préalable est que les prétraitements de corrections nécessaires soient effectués dans une phase préliminaire.



## **Organisation de la thèse**

Les travaux effectués au cours de ce projet nous ont permis de contribuer à l'avancement dans ce domaine de plusieurs manières. Nous présentons au Tableau 0.1 les différentes contributions apportées et les sections de cette thèse desquelles elles sont issues. Cette thèse est établie autour de deux thématiques principales : la détection des bâtiments et l'évaluation des dégâts subis par les bâtiments. Le premier chapitre fixe la problématique et le contexte des travaux exécutés dans le cadre de la Charte et du tremblement de terre d'Haïti en 2010. Le second chapitre porte sur l'état de l'art dans le domaine de la détection de bâtiments dans les images satellitaires et l'évaluation des dégâts. Il s'agit d'une revue des techniques utilisées dans les dix dernières années pour les différentes étapes menant à la détection de bâtiments et d'évaluation de dommages à l'aide d'images optiques et/ou radars puisque la Charte est en activité depuis quatorze ans et que les systèmes à très haute résolution ont seulement fait leur apparition dans les dernières années. Le troisième chapitre porte sur la méthodologie dressée pour l'exécution des travaux. Les diverses étapes exécutées sont décrites en détail. Le quatrième chapitre aborde les expérimentations et les résultats obtenus. Finalement, un retour est fait sur l'ensemble du projet dans la conclusion et les recommandations sont abordées.

Tableau 0.1 Contributions de cette thèse

Titre	Conférence ou journal	Référence	Section(s)
High resolution spaceborne imagery for emergency response through faster image processing and analysis using cutting-edge remote sensing algorithms	GSDI Global Geospatial Conference 2012	(Dubois, Lepage et Benoit, 2012)	1.2, 1.5, 3.2, 3.2.3
Object- versus pixel-based building detection for disaster response	International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications 2012	(Dubois et Lepage, 2012b)	2.2, 3.2, 3.2.3, 4.2, 4.3
Meeting remote sensing requirements for faster disaster response	IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2012	(Dubois et Lepage, 2012a)	3.2, 3.2.3, 4.3
Scale profile as feature for quick satellite image object-based classification	SPIE Defense, Security and Sensing Symposium 2013	(Dubois et Lepage, 2013c)	2.3, 3.2, 3.2.3, 4.2, 4.3
Automated building damage classification for the case of the 2010 Haiti earthquake	IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2013	(Dubois et Lepage, 2013a)	3.2, 3.2.3, 3.4, 4.2, 4.3, 4.4
Fast and efficient evaluation of building damage from very high resolution optical satellite images	IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters (en révision)	(Dubois et Lepage, 2013b)	2.2, 2.4, 2.5, 3.2, 3.2.3, 3.4, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5

## CHAPITRE 1

### CHARTRE INTERNATIONALE « ESPACE ET CATASTROPHES MAJEURES »

#### 1.1 Introduction

Les travaux réalisés pour cette thèse étant effectués selon le cadre opérationnel défini dans le processus d'activation de la Charte, il convient donc d'établir les principes de fonctionnement de cette dernière. Ce chapitre contient la mission de la Charte, ses débuts, les membres, son fonctionnement, les types de catastrophes gérées ainsi que les organismes similaires œuvrant en tandem ou en parallèle avec la Charte. De plus, certaines activations majeures dont celle du tremblement de terre d'Haïti sont étudiées plus en détail afin de faire ressortir les forces et les faiblesses du processus actuel. Finalement, la méthode d'évaluation des dommages fréquemment utilisée pour la préparation de cartes dans les activations de la Charte est présentée.

#### 1.2 La Charte

La Charte existe depuis maintenant plus de dix ans. Celle-ci a été initialement mise sur pied par l'Agence spatiale européenne (ASE) et le Centre national d'études spatiales de la France (CNES) lors de la conférence Unispace III<sup>1</sup> en juillet 1999. En octobre 2000, l'ASC apposait sa signature au texte de la Charte pour devenir le troisième membre signataire. Le 20 novembre 2000, la Charte entre officiellement en vigueur et quelques jours plus tard la première activation a lieu pour marquer ses débuts. Le but premier de la Charte est d'offrir les données et outils nécessaires pour prendre des décisions éclairées lors de catastrophes d'origine naturelle ou humaine. Pour ce faire, les agences spatiales et autres organismes membres s'engagent à faciliter l'acquisition et la distribution d'images satellitaires par les capteurs dont ils disposent. Les intervenants ont accès à des formations

---

<sup>1</sup>Conférence UNISPACE III 1999 : <http://www.un.org/events/unispace3/>

et à de la documentation afin de comprendre les capacités et les limites des capteurs ainsi que les besoins propres à chaque type d'activation et ainsi rapidement décider vers quelles ressources satellitaires se tourner (Stryker et Jones, 2009).

De nombreuses catastrophes affectent chaque année la vie de milliers de gens à de multiples endroits autour de la Terre. Afin de limiter l'étalement des activités de la Charte, les demandes d'activation passent par un système de filtration bien défini. Premièrement, seuls les utilisateurs autorisés se voient donner un numéro de téléphone unique permettant de rejoindre un opérateur qui mettra ou non en branle le processus d'activation. Un utilisateur autorisé (UA) peut faire une demande d'activation pour le pays duquel il provient ou il peut parrainer les demandes provenant de pays avec lesquels il entretient des relations. Il existe présentement plus de 40 utilisateurs autorisés. Pour les pays n'ayant pas d'autorisation pour faire appel à la Charte, le *United Nation Office for Outer Space Affairs* (UNOOSA) et le *United Nation Institute for Training and Research* (UNITAR) se chargent des demandes provenant des pays des Nations Unies alors que le centre de réduction des désastres pour l'Asie s'occupe des demandes des pays membres de la collaboration régionale *Sentinel Asia* depuis 2009.

### **1.2.1 Membres et ressources satellitaires**

Depuis sa mise en place, une quinzaine d'organismes sont devenus membres signataires de la Charte. Parmi ceux-ci, nous comptons l'*Indian Space Research Organisation* (ISRO), la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) des États-Unis, la *Comisión Nacional de Actividades Espaciales* de l'Argentine (CONAE), l'Agence spatiale japonaise (JAXA), le *United States Geological Survey* (USGS), *DMC International Imaging* (DMC), l'Administration nationale spatiale de la Chine (CNSA), le centre allemand d'aérospatial (DLR), le *Korean Aerospace Research Institute* (KARI), le *National Institute For Space Research* (INPE) du Brésil. Le dernier membre est le *Russian Federal Space Agency* (Roscosmos) en 2013. Chaque membre opère ou a un accès privilégié à différents capteurs optiques et radars embarqués sur des satellites d'observation de la Terre. L'ensemble de

ces ressources est mis à la disposition de l'ingénieur d'astreinte (IA) et du chef de projet mandatés par la Charte lors d'une activation. Le Tableau 1.1 suivant contient la liste des agences membres ainsi que des ressources disponibles.

Tableau 1.1 Les membres de la Charte et leurs ressources  
Tirée de Charte internationale « espace et catastrophes majeures » (2012)

<b>Agence membre</b>	<b>Ressources fournies</b>
Agence spatiale européenne (ASE)	ERS, ENVISAT
Centre national d'études spatiales (CNES) - France	Spot, Formosat
Agence spatiale canadienne (CSA)	RADARSAT
<i>Indian Space Research Organisation</i> (ISRO)	IRS
<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i> (NOAA) - États-Unis	Satellites des séries POES et GOES
<i>Comisión Nacional de Actividades Espaciales de l'Argentine</i> (CONAE)	SAC-C
Agence spatiale japonaise (JAXA)	ALOS
<i>United States Geological Survey</i> (USGS)	Landsat, Quickbird, GeoEye-1
<i>DMC International Imaging</i> (DMC)	ALSAT-1, NigeriaSat, BILSAT-1, UK-DMC
Administration nationale spatiale de la Chine (CNSA)	Satellites des séries FY, SJ et ZY
Centre allemand d'aérospatial (DLR)	TerraSAR-X, TanDEM-X
<i>Korean Aerospace Research Institute</i> (KARI)	Kompsat-2
<i>National Institute For Space Research</i> (INPE)	INPE, CBERS
<i>European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites</i> (EUMETSAT)	Satellites des séries Meteosat et Metop
<i>The Russian Federal Space Agency</i> (Roscosmos)	RESURS-DK1, ...

À l'exception de quelques satellites commerciaux comme RapidEye, il est clair que la Charte donne accès à suffisamment de ressources spatiales pour acquérir les données nécessaires à la création de cartes de catastrophes significatives.

### **1.2.2 Implication du Canada dans les activités de la Charte**

Tel que mentionné précédemment, l'ASC est membre signataire de la Charte depuis l'an 2000. Selon les rapports annuels publiés sur le site de la Charte depuis 2002 par le secrétariat exécutif de la Charte, onze activations ont eu lieu pour des événements sur le territoire du Canada. Ainsi, sept cas d'inondations (Colombie-Britannique, Nouveau-Brunswick, Manitoba, Saskatchewan et Terre-Neuve), deux cas de feux de forêt (Alberta et Colombie-Britannique), un cas de côtes bloquées par la glace (Terre-Neuve) et un cas de feu de pétrole (Québec) sont répertoriés. Parmi les onze activations, quatre sont pour des événements ayant eu lieu en Colombie-Britannique. Nous remarquons que cette province est à risque en ce qui concerne les feux de forêts et les inondations.

Pour ce qui est de la gestion des ressources et de la diffusion des données lors d'une activation, le Canada a désigné 18 fois un chef de projet de l'ASC. Les dix catastrophes sur le territoire du Canada représentent donc plus de 50% des prises en charge de l'ASC. Pour les autres désastres, l'ASC a agi comme chef de projet pour des déversements d'huiles au Liban et aux îles Galápagos, pour des inondations en Bolivie, en Indonésie et au Pakistan, pour des tremblements de terre en Afghanistan et au Pakistan, un ouragan en Haïti et une éruption volcanique dans l'archipel des Comores.

Nous mentionnons ici que l'implication de l'ASC au sein du secrétariat exécutif de la Charte comprend aussi le développement du site web officiel de la Charte (transféré à l'ASE en 2003) et la gestion du dépôt de données fonctionnant sous le protocole de transfert de fichiers (FTP). De plus, l'ASC a contribué de façon active à l'élaboration du guide de procédure pour le chef de projet. Des détails sont apportés dans la prochaine sous-section.



catastrophes considérées sont : les cyclones, les tremblements de terre, les inondations, les éruptions volcaniques et la pollution par hydrocarbures pour n'en nommer que quelques-unes. L'ensemble des catastrophes prises en charge est détaillé dans une sous-section subséquente.

Lorsque les preneurs de décisions sont prêts, un utilisateur autorisé peut contacter l'opérateur de la Charte. Ce dernier est disponible en tout temps pour prendre les appels faits par les UA via un numéro de téléphone unique confidentiel. L'opérateur doit vérifier que le requérant est bel et bien un UA. Un utilisateur autorisé peut être un organisme de protection, défense ou sécurité civile d'un pays dont l'agence spatiale est membre de la Charte. Les membres peuvent d'ailleurs faire office d'UA. Les partenaires de la Charte peuvent aussi effectuer des demandes pour des pays ou organismes qu'ils chapeautent. Lorsque cette vérification est effectuée, l'opérateur communique avec l'ingénieur d'astreinte (IA) disponible sur appel 24 heures sur 24 tous les jours. Le rôle d'IA est assigné à un employé formé d'un des membres de la Charte. Au cours de l'année, une rotation est effectuée par l'ensemble des membres de manière égale.

Le rôle de l'ingénieur d'astreinte est de traiter l'information reçue de l'opérateur. Il doit d'abord vérifier que la demande d'activation est valide. Le processus de validation comprend une liste de vérification claire sur les cas à rejeter. Ainsi, la surveillance de l'étendue d'un déversement d'hydrocarbures et celle du déplacement des glaces de mer ne sont pas considérées comme des situations urgentes. Les guerres et conflits armés, les actions humanitaires et les actions de recherche et sauvetage qui ne sont pas directement liés à une catastrophe ne sont pas admissibles. Les urgences pour lesquelles l'apport de l'imagerie satellitaire est moindre sont aussi rejetées. Les famines et épidémies routinières font partie de cette catégorie. Finalement, les demandes pour une catastrophe ayant eu lieu plus de dix jours avant ne sont généralement pas acceptées. Lorsqu'une activation est acceptée, l'IA doit préparer un plan d'acquisition d'images et d'obtention d'images d'archives. Ce plan est établi en fonction du type de catastrophe, de son étendue et des satellites disponibles (ITUK, 2010). L'IA demande ensuite l'approbation des personnes



requis dans les agences spatiales nécessaires et soumet le plan. Les ressources spatiales nécessaires sont alors affectées à la région du désastre. L'IA transmet ensuite le dossier au chargé de projet.

Le chargé de projet s'occupe du déroulement du reste des opérations. Celui-ci est désigné par le secrétariat exécutif de la Charte lorsque cette dernière est activée. Il est seulement disponible durant les heures normales de travail. Son rôle est de s'assurer que les données traitées sont transmises aux utilisateurs finaux. Le chargé de projet est en mesure d'interpréter les données et guide les utilisateurs finaux. Lorsque l'activation est terminée, il soumet un rapport au secrétariat de la Charte. C'est aussi lui qui transmet les images brutes aux organismes à valeur ajoutée (OVA). L'OVA s'occupe de traiter, analyser et interpréter les images satellitaires. Il prépare des cartes significatives des zones touchées et transmet le tout aux utilisateurs finaux. Un site FTP, initialement mis en service et opéré par l'ASC, permet de stocker les produits générés et de les rendre accessibles aux utilisateurs finaux. Il s'agit du moyen le plus rapide et facile d'obtenir les données nécessaires pour les gens sur place lors d'un désastre. Par contre, cela implique qu'une connexion internet est disponible et fonctionnelle sur place. Ceci n'est pas toujours le cas dans des régions éloignées ou défavorisées, mais des regroupements comme Garnet-e et *Sentinel Asia*, décrits dans la section sur les partenaires de la Charte, tentent de remédier à ces lacunes.

Le travail des OVA est une étape cruciale du processus d'activation de la Charte. Sans leur analyse et leur interprétation, les utilisateurs finaux se retrouveraient avec une quantité impraticable de données difficilement utilisables. Les images doivent être filtrées pour éliminer le bruit inhérent aux systèmes d'acquisition. Un recalage des images d'archives avec les nouvelles acquisitions est nécessaire pour une étude temporelle précise. Cela est aussi valable pour les images de différentes modalités (angle des capteurs, résolution spatiale, etc.). Un photo-interprète doit aussi généralement faire des analyses de haut niveau telles que la détection des routes, l'évaluation des dégâts visibles et la progression d'une inondation ou d'un déversement d'huile. Le travail menant à la réalisation de cette

thèse s'inscrit dans le cadre de projets visant à faciliter la tâche des photos-interprètes des OVA. Les événements majeurs nécessitant une réponse immédiate des équipes d'intervention font présentement en sorte que des dizaines et parfois des centaines (Altan et al., 2010; van Aardt et al., 2011) de photos-interprètes doivent travailler de nombreuses heures pour arriver à un produit adéquat. Nous désirons réduire ce temps de traitement en proposant des algorithmes et méthodes semi-automatisées pour guider le photo-interprète et générer des résultats fiables plus rapidement.

#### **1.2.4 Types d'activation**

La Charte peut être activée pour différentes catastrophes qu'elles soient d'origine naturelle ou humaine. Cette sous-section présente une liste des types de catastrophes couvertes par la Charte. Une étude des statistiques rassemblées par les responsables de la Charte permet de faire ressortir des faits intéressants sur chacun des types. Les catastrophes d'ordre naturel sont d'abord décrites et sont suivies des catastrophes causées par les activités humaines. L'analyse ne tient pas compte des catastrophes survenues après le 5 décembre 2012. Si une activation comporte plusieurs catastrophes, seulement la catastrophe principale est comptabilisée. Par exemple, dans le cas de l'activation du 9 janvier 2009, un tremblement de terre au Costa Rica a aussi causé un glissement de terrain. Seul le tremblement de terre est inclus dans ce cas.

En premier lieu, les inondations représentent à elles seules 51% des activations de la Charte. En deuxième position, les cyclones et tornades comptent pour 13,7% des activations totales avec 49 activations et arrivent juste avant les tremblements de terre (46 activations). Selon des statistiques (Centre for Research on the Epidemiology of Disasters, 2012) obtenues à l'aide de la base de données internationale des désastres (EM-DAT)<sup>2</sup> compilée par le centre pour la recherche sur l'épidémiologie des désastres (CRED), les

---

<sup>2</sup>EM-DAT: The OFDA/CRED International DisasterDatabase – [www.emdat.be](http://www.emdat.be), Université Catholique de Louvain, Brussels (Belgium)

tremblements de terre sont responsables de plus de 70% (1<sup>re</sup> position) des décès attribuables à des catastrophes naturelles ainsi que plus de 39% (2<sup>e</sup> position après les inondations) des gens sans-abri pour la période 2010-2011. De plus, au niveau des coûts estimés reliés aux catastrophes, les tremblements de terre sont responsables de plus de 36% (2<sup>e</sup> position après les tempêtes) de ceux-ci. Les séismes sont donc des désastres considérables tant sur le plan humain que matériel. Avec 23 et 20 activations respectivement, les feux et activités volcaniques occupent les quatrième et cinquième positions au niveau des occurrences. Les glissements de terrain arrivent ensuite avec 3,6% du total. Finalement, les tsunamis et les événements reliés à la glace ou à la neige représentent moins de 3% des catastrophes ayant valu une activation de la Charte.

En ce qui concerne les désastres d'origine humaine, un nombre restreint de catastrophes sont officiellement admissibles. Parmi ceux-ci, il y a la pollution par les hydrocarbures, la dispersion de substances toxiques et la dispersion de substances radioactives. Depuis l'entrée en vigueur de la Charte, seulement 14 activations (3,9%) ont eu lieu à cause de déversements de pétrole. Aucune activation n'est attribuable à des substances toxiques ou radioactives. En 2004, un accident de train en Corée du Nord a entraîné l'activation de la Charte le 23 avril. Finalement, UNITAR et son programme opérationnel pour les applications satellitaires (UNOSAT) ont demandé une activation en réponse à l'effondrement probable d'un bassin d'enfouissement de déchets de mine en Ukraine le 25 février 2010.

### **1.2.5 Partenariats et autres systèmes semblables**

Au cours des dix premières années d'existence de la Charte, d'autres organismes avec des objectifs similaires ont été mis en place. Cette sous-section présente ces organismes et leurs différentes interactions avec la Charte. Le but premier de l'ensemble de ces partenariats est d'élargir les zones d'intervention de la Charte et de faciliter l'accès à ses ressources pour le maximum de requérants.

Premièrement, UNOOSA et UNITAR peuvent faire des demandes d'activation pour les autres agences de l'Organisation des Nations Unies (ONU) ainsi que pour les pays membres de l'ONU qui n'ont pas d'organisme membre de la Charte. Ces deux programmes sont officiellement partenaires de la Charte depuis 2004. De plus, l'UNOSAT a obtenu le statut d'UA en 2007 augmentant ainsi la capacité de l'ONU à activer la Charte.

Le groupe d'observations de la Terre (GEO), un partenariat international de dizaines de gouvernements, est un partenaire depuis 2007, mais son statut ne semble pas avoir fait l'objet d'une entente officielle écrite contrairement aux autres partenaires. L'objectif de GEO est de favoriser l'accès universel aux données disponibles dans le cadre de la Charte. Le but est principalement de faciliter la transmission de ces données dans les pays d'Afrique et d'Asie. Des efforts intenses continus de la part des membres de la Charte et des membres de GEO démontrent leur intérêt commun à réaliser cet objectif.

Le regroupement *Global Monitoring for Environment and Security* (GMES), un programme subventionné par la Commission européenne visant à mettre sur pied une capacité d'observation de la Terre pour l'Europe, a établi l'initiative *Services and Applications For Emergency Response* (SAFER) en 2009. Le projet d'une durée de 3 ans était mis en place afin d'établir une version préopérationnelle du service de réponse d'urgence du GMES. Le service d'urgence est maintenant opérationnel et utilise les bases établies dans le cadre de SAFER. Plus d'une dizaine d'activations de la Charte ont été effectuées en partenariat avec SAFER. Le service de réponse d'urgence du GMES fournit des données pour aider les utilisateurs à se préparer à une catastrophe, à agir adéquatement lors de la catastrophe et à reconstruire efficacement après la catastrophe. Ce service n'est pas limité quant aux sources des données. Ainsi, les satellites commerciaux d'observation de la Terre peuvent être sollicités. D'ailleurs, le GMES a un budget spécifique alloué à l'achat de données commerciales lors de catastrophes. Nous considérons donc ce partenaire de la Charte comme une source complémentaire de données fort intéressante.

Dans le même ordre d'idée, l'initiative du GMES pour l'Afrique (Garnet-e) et le regroupement *Sentinel Asia* agissent en tant qu'intermédiaires pour les organismes de secours dans certains pays d'Afrique et d'Asie respectivement. Le projet Garnet-e n'a qu'une durée de 2 ans, mais il est probable qu'il soit prolongé ou transformé par la suite comme pour SAFER. Depuis le début de ces partenariats en 2010, au moins deux activations sont des demandes de ces partenaires. Nous estimons que le nombre augmentera au fil des années puisque *Sentinel Asia* reçoit plusieurs dizaines de requêtes concernant des désastres chaque année.

### 1.3 Évolution de la Charte

En 2010, la Charte atteignait officiellement le cap des 10 ans d'activité. De nouveaux membres continuent à se joindre au trio initial de l'ASE, du CNES et de l'ASC. Nous dénombrons maintenant plus de 20 ressources spatiales à la disposition des chefs de projets de la Charte. De ce nombre, plusieurs sont agiles, pouvant acquérir des images dépointées par rapport au nadir ou font partie d'une constellation. Ces deux éléments augmentent considérablement les possibilités d'acquisition et de suivi sur les zones touchées par une catastrophe. À l'exception de l'année 2011, le nombre d'activations démontrait une tendance à la croissance. La diminution du nombre d'activations en 2011 peut être expliquée en partie en analysant les statistiques de la base de données EM-DAT. Nous constatons, en effet, une diminution de près de 50% du nombre de désastres répertoriés en 2011 comparé à 2010 (371 cas en 2011 versus 661 cas en 2010 tout type de catastrophes confondu). Les membres de la Charte sont toutefois de plus en plus actifs au niveau de la formation des chefs de projets et ingénieurs d'astreinte. Plusieurs formations ont effectivement eu lieu au cours des dernières années à différents points du globe pour répondre à la demande d'un maximum d'intervenants. Quatre ans après le début de la Charte, une étude était menée pour déterminer l'utilité de celle-ci (Allenbach et al., 2005).

Pour souligner les 10 ans de la Charte et l'importance d'une vision à long terme, un document technique a été rédigé et publié de manière restreinte en décembre 2010.

L'objectif de ce document est d'élaborer des stratégies de progression pour les points suivants : objectifs et portée de la Charte, organisation et structure des membres, distribution des données et produits, coordination des services et partenariats externes et finalement communication et savoir-faire. Les informations préliminaires concernant ce projet se trouvent dans le rapport annuel de 2012 alors que le document entier n'est pas disponible publiquement. Les résultats des discussions générées devraient être publiés sous peu. Ces différents éléments démontrent néanmoins un désir fort des membres de poursuivre les activités de la Charte et d'augmenter les capacités de celle-ci dans un avenir prévisible.

#### **1.4 Activations majeures récentes**

Bien que la Charte ait été activée plus de 300 fois depuis son entrée en vigueur, seulement un nombre restreint de catastrophes ont généré une quantité importante de données ainsi qu'une couverture médiatique massive. Parmi ces événements importants, nous comptons le tremblement de terre affectant Haïti et le déversement de pétrole dans le golfe du Mexique en 2010 ainsi que le tremblement de terre et le tsunami qui ont touché la côte Pacifique du Japon en 2011. Les tremblements de terre d'Haïti et du Japon sont abordés ici puisqu'ils sont reliés à la problématique de recherche. Pour chacun d'eux, le déroulement des événements menant à l'activation de la Charte ainsi qu'à la préparation de divers produits d'observation de la Terre est étudié. Comme notre projet se concentre sur le cas d'Haïti, celui-ci est décrit de manière plus approfondie.

##### **1.4.1 Séisme et tsunami touchant le Japon le 11 mars 2011**

Un tremblement de terre de magnitude 9.0 ( $M_w$ ) a secoué la côte nord-est de l'île principale du Japon, Honshu, le 11 mars 2011 (Wikipedia, 2011). Bien que le séisme ne soit responsable que de peu de dégâts et de morts grâce aux techniques de construction japonaises mises au point pour résister à ce genre de catastrophe, il a tout de même engendré un tsunami important qui a détruit de nombreux bâtiments, a causé des

dommages majeurs aux lignes de transport et a enlevé la vie à des milliers de gens. Le tsunami a en effet généré des vagues estimées à plus de 30 m de hauteur qui ont parcouru jusqu'à 10 km à l'intérieur des terres. La catastrophe a pris une dimension beaucoup plus dramatique lorsque les autorités ont constaté les dommages majeurs subis par les réacteurs de la centrale nucléaire de Fukushima Daiichi. L'événement est d'abord classé au niveau 6 sur l'échelle internationale des événements nucléaires (INES) pour ensuite être classé au niveau le plus élevé (7). Ainsi, plus de 200 000 personnes sont évacuées dans les environs de la centrale. Nous notons aussi que des dizaines de répliques du séisme d'une magnitude de plus de 6.0 ( $M_w$ ) se sont produites au cours des semaines suivantes sans toutefois contribuer à de nouveaux dommages.

Dès le début de la crise, des satellites d'observation de la Terre sont mis à contribution puisque la Charte est activée le jour même (ACT-359) après une demande de l'Agence spatiale japonaise. Par exemple, des images SPOT et WorldView-1 sont acquises le 11 mars juste avant que le tsunami fasse ses ravages. Ces images servent de base pour la détection des changements ayant lieu dans les zones affectées. Par la suite, d'autres images sont obtenues à partir des capteurs optiques GeoEye, IKONOS, LANDSAT 7, Quickbird, SPOT 5, RapidEye, WorldView-1 et WorldView-2 ainsi que par des capteurs radars à synthèse d'ouverture (RSO) tels que RADARSAT-1, RADARSAT-2 et TerraSAR-X. La rapidité avec laquelle les organismes ont programmé des missions d'acquisition démontre le chemin fait tant au niveau matériel qu'au niveau opérationnel depuis la genèse de la Charte, car à ce moment, il fallait attendre des jours avant d'obtenir des images pouvant servir à créer des cartes pertinentes. Comme le montrent la Figure 1.2 et la Figure 1.3, la diversité des capteurs sollicités permet d'extraire une quantité non négligeable d'informations variées. Par exemple, il est possible de mesurer l'étendue des zones inondées par le passage du tsunami à l'aide d'images radars obtenues avant et après l'événement. Les images optiques, quant à elles, permettent d'évaluer les dégâts subis par les bâtiments, rues, ports et aéroports et de dénombrer les débris à la surface de l'eau.

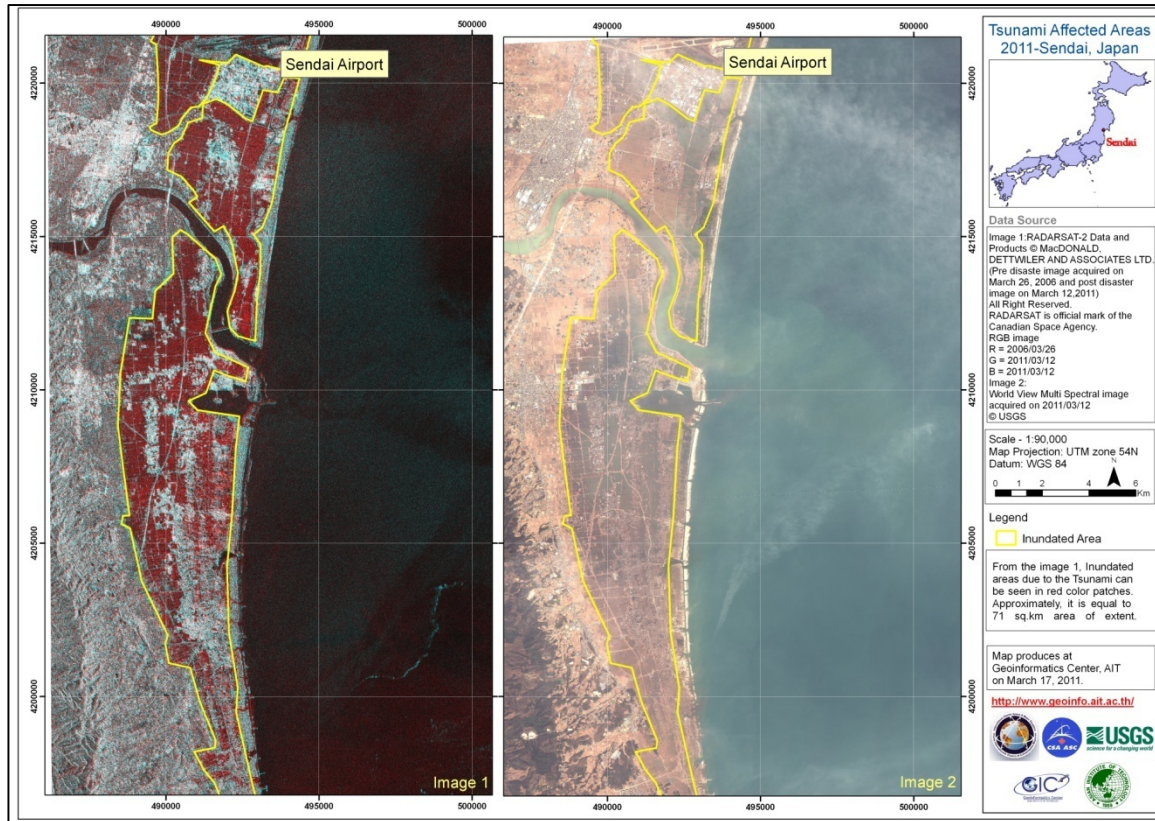


Figure 1.2 Zones inondées lors du tremblement de terre au Japon le 11 mars 2012  
 Tirée de Disaster Charter (2012)





Figure 1.3 Débris et dommages autour de l'aéroport de Sendai causés lors du tremblement de terre au Japon le 11 mars 2012  
Tirée de Disaster Charter (2012)

En plus de causer la mort ou des blessures à des milliers de personnes, la catastrophe a eu des conséquences économiques substantielles pour le Japon, mais aussi pour les pays fabriquant des voitures et des éléments électroniques. En effet, l'approvisionnement en pièces et matériaux a été perturbé par le désastre pendant plusieurs mois. De plus, certains fournisseurs de pièces électroniques ou des éléments servant à leur fabrication ont des usines dans les régions touchées. Il est estimé que la catastrophe du 11 mars et que les problèmes de multiples réacteurs nucléaires ont généré des coûts de 238 milliards \$US selon la Banque mondiale.

### 1.4.2 Séisme affectant Haïti le 12 janvier 2010

Le 12 janvier 2010, un séisme d'une magnitude de 7.0 ( $M_w$ ) ébranlait la région de Port-au-Prince, Jacmel, Léogane et d'autres municipalités (Wikipedia, 2010). L'épicentre se trouve d'ailleurs près de Léogane. Ce tremblement de terre est responsable de multiples glissements de terrain, de la destruction de plusieurs voies de transport ainsi que de centaines de milliers de bâtiments (environ 250 000 résidences et 30 000 bâtiments commerciaux selon les estimations du gouvernement haïtien). À ces dénombrements s'ajoutent environ 316 000 morts, 300 000 blessés et un million de sans-abri. Le centre-ville de Port-au-Prince, la capitale, a été sévèrement touché par les secousses.

L'activation de la Charte a lieu dès le 13 janvier (ACT-287). Cette activation n'est pas celle qui a généré le plus de produits d'observation de la Terre en 2010 avec 467 produits. L'activation causée par le déversement de pétrole dans le golfe du Mexique, d'une durée exceptionnelle de quatre mois, a fait en sorte que 1770 produits ont été générés. Le tremblement de terre au Chili et les inondations au Pakistan ont produit 1371 et 525 cartes ou autres données respectivement. Par contre, le tremblement de Terre d'Haïti a reçu une importante couverture médiatique partout dans le monde et particulièrement au Canada. De plus, cette catastrophe a suscité une réponse internationale s'étendant au-delà des membres de la Charte. Ainsi, des universités comme Harvard, Purdue, l'université du Kansas, le Rochester Institute of Technology et l'université du Texas ont participé à la préparation de cartes à l'aide des images acquises. Des organismes comme ReliefWeb et GEO ont publié certains produits sur leurs sites web et ont fait un suivi des différentes activités de secours et de reconstruction. Un projet de cartographie de crise a même été initié par OpenStreetMap (Wiki, 2010). Notons aussi la création d'une base de données de recherche nommée Kal-Haïti (CNES, 2012) développée activement par le CNES et ses partenaires. L'objectif de ce projet de plusieurs années débuté formellement en 2011 est de soutenir les efforts de reconstruction et l'étude scientifique de ce type de catastrophe pour développer des méthodes pour gérer efficacement les phases de prévention, de reconstruction et de résilience des événements futurs.

Il est important ici d'énumérer les différentes ressources mises à contribution, les images acquises et les produits générés. Le Tableau 1.2 montre la plupart des ressources satellitaires optiques utilisées ainsi que le nombre et type d'images acquises. Nous soulignons qu'une acquisition peut représenter plusieurs images selon le découpage de la zone et le capteur utilisé.

Tableau 1.2 Liste des ressources satellitaires optiques

Ressource	Acquisitions	Types
<b>AVNIR et PRISM</b>	3	Pan + infrarouge
<b>GeoEye</b>	3	Pan + MultiSpec
<b>IKONOS</b>	1	Pansharp
<b>Kompsat-2</b>	1	Pan + MultiSpec
<b>LANDSAT</b>	5	TM et ETM+ Avec archives
<b>QUICKBIRD</b>	4	Pan + MultiSpec, avec archives
<b>SPOT</b>	2	Pan + MultiSpec
<b>Worldview</b>	4	Pan + MultiSpec

Tableau 1.3 Liste des ressources satellitaires radars

Ressource	Acquisitions	Types
<b>COSMO/SkyMed</b>	3	Spotlight, avec archives
<b>PaISAR</b>	8	Multiples
<b>RADARSAT-1</b>	1	Fin (archive)
<b>RADARSAT-2</b>	4	Spotlight, fin et ultra-fin
<b>TerraSAR-X</b>	10	Multiples, avec archives

Le Tableau 1.3 contient plusieurs des ressources satellitaires radars alors que le Tableau 1.4 liste les autres ressources (aériennes). Lorsqu'une ressource provient d'un membre de la Charte, l'entrée est en caractère gras. Dans le cas de Kompsat-2 et TerraSAR-X, les agences n'étaient pas officiellement membres de la Charte lors de l'événement.

Tableau 1.4 Liste des ressources aériennes

Ressource	Acquisitions	Types
Google	3	Optique (15 cm)
NOAA	1	Optique
WASP	3	Optique (infrarouge), MNT, MNS

Ces nombreuses acquisitions ont permis la création de centaines de produits différents et complémentaires. Parmi ceux-ci, nous pouvons citer les produits suivants :

- Cartes de référence
- Cartes de classification de la couverture terrestre
- Cartes de dégâts
- Cartes de mouvement du sol
- Cartes de zones propices au développement de la dengue
- Fichiers vectoriels des infrastructures
- Fichiers vectoriels des routes
- Interférogrammes
- Modèles numériques de terrain
- Modèles numériques de surface
- Modèles tridimensionnels de bâtiments
- Plans des lignes de transport

Les produits de référence sont habituellement ceux qui sont préparés les premiers alors que les modèles tridimensionnels prennent de nombreux jours de travail avant d'être disponibles. Les images des Figure 1.4 et Figure 1.5 montrent des exemples de produits générés en réponse au tremblement de terre d'Haïti.

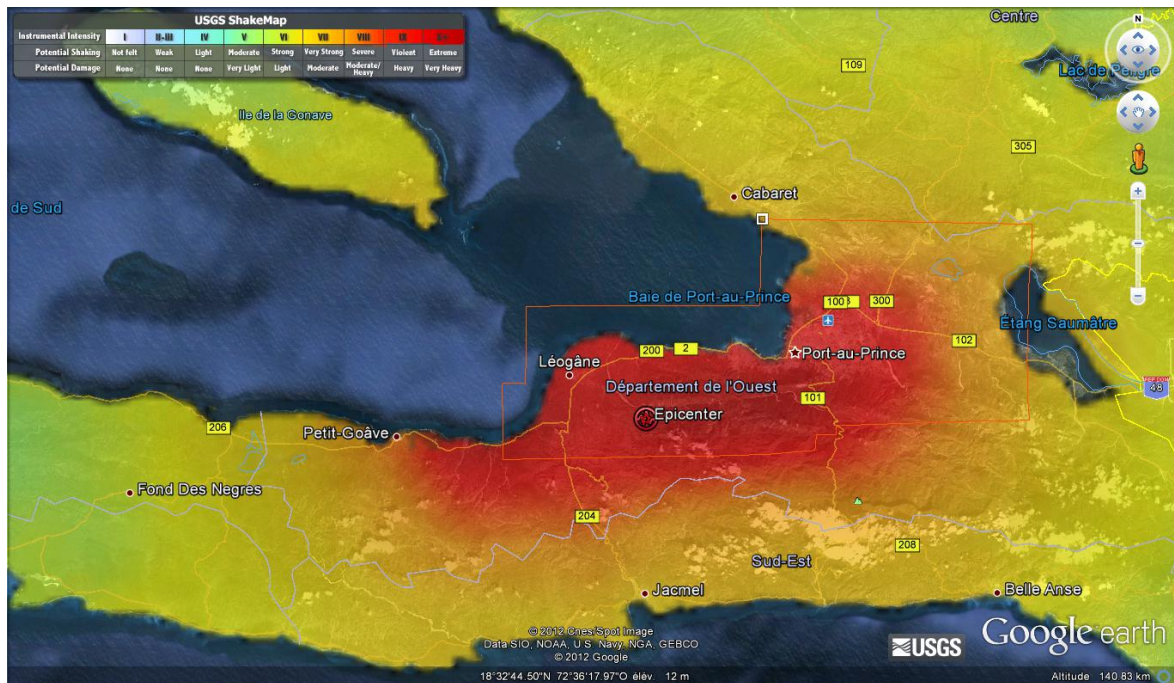


Figure 1.4 Carte de la force de la secousse sismique  
Tiré de Google Earth (2012)

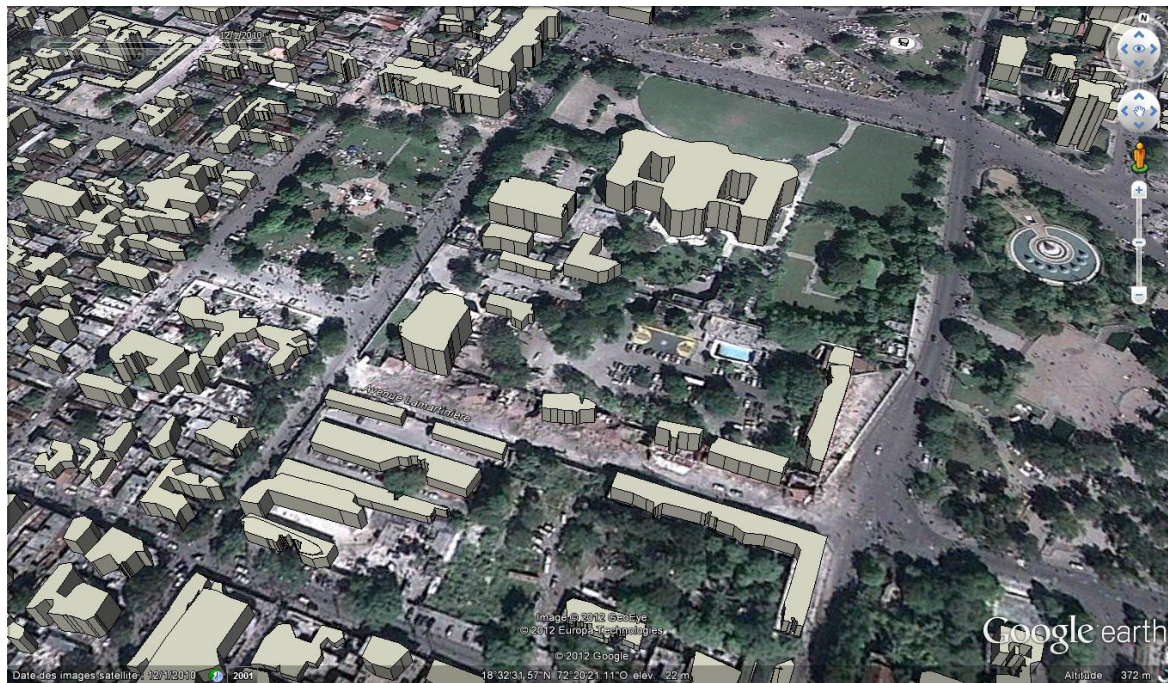


Figure 1.5 Modèles 3D superposés à une image optique GeoEye  
Tiré de Google Earth et Dr. Jie Shan (2010)

## 1.5 Méthodes actuelles d'évaluation des dégâts

Que ce soit par une analyse sur le terrain par des équipes de relevés ou par une interprétation visuelle sur des images satellitaires ou acquises par des capteurs aéroportés, l'évaluation des dégâts est accomplie en se basant sur une ou plusieurs échelles de destruction. Cette section décrit les différentes méthodes actuellement utilisées pour l'évaluation des dommages sur les bâtiments ainsi que l'échelle d'évaluation la plus souvent utilisée. Les avantages et faiblesses de ces éléments sont aussi abordés afin de faire ressortir les caractéristiques nécessaires pour une bonne évaluation des dégâts.

### 1.5.1 Évaluation sur le terrain

Le moyen le plus direct est d'envoyer une ou plusieurs équipes directement sur les lieux de la catastrophe. Les équipes peuvent évaluer l'intégrité des structures, noter les dégâts apparents de l'extérieur et dresser un bilan de la résistance des bâtiments aux secousses

sismiques selon les types de matériaux utilisés. De prime abord, il s'agit d'une opération dispendieuse et surtout très longue. De plus, l'accès à certaines zones peut être impossible en raison de restrictions d'ordre politiques ou pratiques. Nous considérons donc que cette méthode n'est pas viable pour des opérations de cartographie de crise et d'intervention rapide sur le terrain.

### **1.5.2 Évaluation visuelle par télédétection**

Une option plus intéressante et de nos jours beaucoup plus accessible est l'analyse visuelle des dégâts sur des images acquises par des systèmes d'observation de la Terre. Il existe présentement trois principaux organismes travaillant à l'analyse visuelle des images dans le cadre de la Charte : le Service Régional de Traitement d'Image et de Télédétection (SERTIT), le *Zentrum für Satellitengestützte Kriseninformation* (ZKI) de l'Agence spatiale allemande et UNOSAT décrit précédemment. Pour arriver à générer des cartes utiles pour les répondants sur place, ces organismes doivent agir rapidement et offrir une analyse juste de la zone affectée. Ils font malheureusement face à plusieurs problèmes lorsqu'une catastrophe survient. Premièrement, il y a un délai parfois de plusieurs jours entre la programmation du satellite, l'acquisition des images de la zone désirée et la réception des données. Deuxièmement, les images THR sont énormes (40 000 pixels x 40 000 pixels) couvrant des zones de plusieurs dizaines de kilomètres carrés. L'analyse de ces images nécessite donc une équipe composée de nombreux photos-interprètes qui étudieront chacun une partie bien définie de l'image. Troisièmement, l'analyse des images satellitaires dépend de plusieurs facteurs tels que l'angle d'acquisition du capteur, la position du soleil, la hauteur des bâtiments, la saison, les bandes spectrales disponibles et la résolution spatiale. Ainsi, ces différents éléments peuvent causer des zones d'ombres pour lesquelles une analyse de la couverture du sol n'est pas possible et des zones d'occlusion de bâtiments de faible hauteur par d'autres plus hauts ou par des arbres. Les dégâts sur les façades peuvent aussi ne pas être visibles selon l'angle d'acquisition. L'effondrement vertical et symétrique d'un bâtiment sur un ou plusieurs étages est difficile à voir sur les images captées au nadir. Finalement, l'analyse visuelle dépend en grande

partie de l'expérience du photo-interprète qui l'effectue. Un photo-interprète moins expérimenté peut en effet prendre un cimetière pour une région contenant des habitations de fortune ou un stationnement pour le toit d'un bâtiment.

### **1.5.3 Échelle utilisée pour l'évaluation des dégâts**

Bien qu'il existe plusieurs possibilités pour évaluer les dégâts sur les bâtiments comme la méthode binaire (intact ou endommagé) ou la méthode à degrés (intact, endommagé, détruit), nous constatons que les métriques utilisés pour ces différentes échelles varient grandement d'une étude à l'autre. Une échelle fréquemment rencontrée dans la littérature est l'Échelle Macrosismique Européenne (EMS) (Grünthal, 1998). Celle-ci sert de point commun pour unifier les évaluations et permettre une analyse plus consistante. L'EMS est composée de cinq degrés de destruction des bâtiments qualifiés par différents éléments observables et en fonction du type de structure (maçonnerie ou béton armé). La Figure 1.6 et la Figure 1.7 expliquent les différents degrés pour les bâtiments en maçonnerie et en béton armé respectivement. Du premier degré où les dégâts sont négligeables ou faibles jusqu'au cinquième degré où la destruction totale est constatée, il y a plusieurs éléments qui nécessitent une évaluation visuelle très détaillée. Nous croyons qu'il n'est pas raisonnable de penser arriver à une décomposition en cinq niveaux des dégâts sur les bâtiments d'une image satellitaire qui puisse respecter les contraintes de cette échelle. Nous proposons donc de regrouper certains degrés ensemble pour réduire le nombre de degrés. Dans ce cas, le premier degré reste identique à celui de l'EMS. Le second degré regroupe les second, troisième et quatrième degrés de l'EMS pour représenter tous les niveaux de dégâts. Finalement, le troisième degré de notre échelle représente le cinquième degré de l'EMS, c'est-à-dire la destruction complète du bâtiment.








Classification des dégâts aux bâtiments en maçonnerie	
	<p>Degré 1: Dégâts négligeables à légers (aucun dégât structural, légers dégâts non structuraux) Fissures capillaires dans très peu de murs. Chute de petits débris de plâtre uniquement. Dans de rares cas, chute de pierres descellées provenant des parties supérieures des bâtiments.</p>
	<p>Degré 2: Dégâts modérés (dégâts structuraux légers, dégâts non structuraux modérés) Fissures dans de nombreux murs. Chutes de grands morceaux de plâtre. Effondrement partiel des cheminées.</p>
	<p>Degré 3: Dégâts sensibles à importants (dégâts structuraux modérés, dégâts non structuraux importants) Fissures importantes dans la plupart des murs. Les tuiles des toits se détachent. Fractures des cheminées à la jonction avec le toit; défaillance d'éléments non structuraux séparés (cloisons, murs pignons).</p>
	<p>Degré 4: Dégâts très importants (dégâts structuraux importants, dégâts non structuraux très importants) Défaillance sérieuse des murs; défaillance structurale partielle des toits et des planchers.</p>
	<p>Degré 5: Destruction (dégâts structuraux très importants) Effondrement total ou presque total.</p>

Figure 1.6 Échelle Macrosismique Européenne pour les bâtiments en maçonnerie  
Tiré de Grünthal et *al.* (2001)






Classification des dégâts aux bâtiments en béton armé	
	<p><b>Degré 1: Dégâts négligeables à légers</b> (aucun dégât structural, légers dégâts non structurels)</p> <p>Fissures fines dans le plâtre sur les parties de l'ossature ou sur les murs à la base.</p> <p>Fissures fines dans les cloisons et les remplissages.</p>
	<p><b>Degré 2: Dégâts modérés</b> (dégâts structuraux légers, dégâts non structuraux modérés)</p> <p>Fissures dans les structures de types portiques (poteaux et poutres) et dans structures avec murs.</p> <p>Fissures dans les cloisons et les murs de remplissage; chute des revêtements friables et du plâtre. Chute du mortier aux jonctions entre les panneaux des murs.</p>
	<p><b>Degré 3: Dégâts sensibles à importants</b> (dégâts structuraux modérés, dégâts non structuraux importants)</p> <p>Fissures dans les poteaux et dans les nœuds à la base de l'ossature et aux extrémités des lin-teaux des murs avec des ouvertures. Ecaillage du revêtement de béton, flambement des bar-res d'armature longitudinale.</p> <p>Fissures importantes dans les cloisons et les murs de remplissage, défaillance de certains panneaux de remplissage.</p>
	<p><b>Degré 4: Dégâts très importants</b> (dégâts structuraux importants, dégâts non structuraux très importants)</p> <p>Fissures importantes dans les éléments structuraux avec défaillance en compression du béton et rupture des barres à haute adhérence; perte de l'adhérence barres-béton; basculement des poteaux. Eroulement de quelques poteaux ou d'un étage supérieur.</p>
	<p><b>Degré 5: Destruction</b> (dégâts structuraux très importants)</p> <p>Effondrement total du rez-de-chaussée ou de parties de bâtiments.</p>

Figure 1.7 Échelle Macrosismique Européenne pour les bâtiments en béton armé  
Tiré de Grünthal *et al.* (2001)

## 1.6 Conclusion

En conclusion, ce chapitre décrit de façon détaillée la Charte internationale « espace et catastrophes majeures », ses membres, son fonctionnement et les types d'événements pris en charge. De plus, deux catastrophes majeures ayant nécessité l'activation de la Charte récemment sont abordées minutieusement. Nous constatons ainsi que les désastres naturels causent de nombreuses pertes humaines, matérielles et financières. Pour diminuer ces

perles, la Charte rend possible l'acquisition, la préparation et la diffusion de données d'observation de la Terre. Nous remarquons néanmoins que ces étapes nécessitent des heures, voire des jours et que la réduction du temps nécessaire au cheminement des données vers les équipes sur le terrain est souhaitable. Notre objectif de réduire le temps de préparation des cartes de dégâts est donc parfaitement justifié. De plus, nous notons que les méthodes actuelles d'évaluation des dégâts ont des lacunes apparentes et que l'échelle fréquemment utilisée est mal adaptée pour l'application sur des images satellitaires.

Le prochain chapitre contient la revue exhaustive de la littérature des dernières années sur la détection des bâtiments en général et l'évaluation des dégâts sur ces derniers lors de catastrophes. Une section est d'ailleurs consacrée aux méthodes développées et utilisées pour répondre aux demandes des utilisateurs lors du tremblement de terre d'Haïti en 2010.



## **CHAPITRE 2**

### **ÉTAT DE L'ART SUR LA DÉTECTION DES BÂTIMENTS ET L'ÉVALUATION DES DÉGÂTS**

#### **2.1 Introduction**

La mise en orbite de capteurs THR au cours des dix dernières années a permis le développement de techniques de plus en plus affinées d'extraction d'information et d'étude des milieux urbains. Ce chapitre contient une revue critique des méthodes récentes de détection des bâtiments et d'automatisation de l'évaluation des dégâts. Puisque les travaux réalisés dans le cadre de ce doctorat portent spécifiquement sur le cas du tremblement de terre d'Haïti de janvier 2010, une section entière est consacrée aux articles pertinents reliés à cette catastrophe.

#### **2.2 Détection des bâtiments**

Dans cette thèse nous effectuons une revue détaillée et critique de l'état de l'art dans le domaine de la détection des bâtiments et l'évaluation des dégâts. Les objectifs de ces travaux sont l'évaluation des dommages à l'aide d'images avant et après la catastrophe. Nous portons une attention particulière à l'aspect détection des bâtiments. De plus, nous commençons d'abord par nous intéresser à l'analyse multi-échelle des images puisqu'il s'agit d'une approche incontournable lorsque des images THR et multicapteurs sont utilisées.

##### **2.2.1 Analyse multi-échelle des images**

L'analyse multi-échelle d'une image consiste en la décomposition en plusieurs niveaux de résolution décroissante de celle-ci (Rosenfeld, 1984). Cela permet de détecter des éléments à différentes résolutions et d'ensuite les apparier aux éléments trouvés aux autres niveaux pour faire ressortir les structures les plus pertinentes. Dans notre cas, cette analyse servira à générer des masques des zones sans intérêt (eau/forêts) à faible résolution pour diminuer

l'espace de recherche à pleine résolution. Parmi les méthodes existantes, nous retrouvons la méthode des ondelettes (Huang *et al.*, 2005; Mallat, 1989), l'utilisation d'un filtre passe-bas gaussien (Contassot-Vivier, Bosco et Nguyen, 1996) et l'utilisation de la morphologie mathématique (Flouzat *et al.*, 2001). Dans chaque cas, l'image est filtrée avec la méthode choisie et est ensuite sous-échantillonnée. La décomposition en ondelettes peut être utilisée pour la compression d'images. Chaque imagerie générée ne contient qu'une partie de l'information fréquentielle de l'image, ce qui est peu utile pour le problème étudié. Dans le cas de filtres non linéaires comme les filtres morphologiques, la décomposition ne respecte pas nécessairement le théorème de Nyquist, c'est-à-dire que le sous-échantillonnage peut fausser la représentation de certains pixels. Pour pallier à ce problème, les éléments perdus peuvent être identifiés et conservés pour permettre une reconstruction de l'image originale (Goutsias et Heijmans, 2000). La complexité de ce type de décomposition est  $O(n)$  où  $n$  est le nombre de pixels dans l'image. L'ajustement des paramètres dépend grandement des éléments à extraire (routes, bâtiments, ...) et n'est pas nécessairement intuitif. La décomposition à l'aide d'une fonction gaussienne nécessite seulement le choix du nombre de niveaux à générer et chaque niveau a une fréquence de coupure une octave plus basse que le niveau précédent. Les implémentations offertes dans OTB sont comparables à celles proposées dans (Contassot-Vivier, Bosco et Nguyen, 1996; Flouzat *et al.*, 2001). Dans le Tableau 2.1, nous comparons la décomposition par pyramide morphologique, la décomposition en paquets d'ondelettes (Gonzalez et Woods, 2002) et la transformation rapide en lignes de niveaux (FLST) (Caselles et Monasse, 2009). Les tests de rapidité d'exécution sont effectués à partir des implémentations dans la boîte à outils Orfeo sur une portion de 512 x 512 pixels de l'image Quickbird utilisée pour les expérimentations de cette thèse (voir CHAPITRE 4). Nous désirons spécifier que la pyramide morphologique et la décomposition en paquets d'ondelettes comportent quatre niveaux d'échelle avec un facteur de décimation de deux alors que la FLST contient plusieurs dizaines de niveaux. Nous constatons que la FLST répond mieux aux critères d'évaluation établis dans le tableau.

Tableau 2.1 Comparaison des méthodes de décomposition multi-échelle

Méthode	Pyramide morphologique	Packets d'ondelettes	FLST
Critère			
Rapidité sur une image 512x512	680ms	2121ms	<b>676ms</b>
Complexité	<b>O(n)</b>	O(nlogn)	<b>O(n)</b>
Mémoire	<b>O(n)</b>	<b>O(n)</b>	<b>O(n)</b>
Paramètres modifiables	3	3	<b>1 (optionnel)</b>
Conservation de l'information	Oui (nécessite des traitements supplémentaires)	<b>oui</b>	<b>oui</b>
Invariance au contraste	non	non	<b>oui</b>

Dans le même ordre d'idée, l'analyse multi-échelle peut être utilisée pour déterminer l'échelle caractéristique de l'image (Luo et al., 2006). Il s'agit de l'échelle principale des éléments prépondérants contenus dans une image. La méthode proposée par Bin Luo est indépendante de la résolution de l'image et peut servir de descripteur pour l'indexation des images de grande taille. Par exemple, les images peuvent être classifiées selon la présence de champs (échelle caractéristique grande) ou la présence de bâtiments (échelle caractéristique plus faible). Pour tenir compte de la présence de multiples objets à des échelles différentes, il devient nécessaire de caractériser chaque point de l'image selon l'échelle de l'objet duquel il fait partie (Luo et al., 2007b). Il s'agit de la cartographie des échelles qui peut aussi servir de méthode de segmentation de l'image. Plusieurs méthodes développées sont présentées ici. Premièrement, la variation totale normalisée (VTN), qui est pertinente pour les images satellitaires (de par la géométrie des objets), peut être utilisée pour trouver une échelle caractéristique globale, mais aussi une échelle locale lorsqu'elle est appliquée sur une fenêtre

d'analyse plutôt que sur l'ensemble de l'image. La variation totale (VT) est une mesure de la variation d'intensité entre les pixels consécutifs d'une fenêtre. Cette valeur doit être normalisée en fonction de l'échelle puisque la mesure décroît selon celle-ci. Par contre, lorsque la VTN est utilisée sur une fenêtre, la précision spatiale laisse à désirer. La méthode de Lindeberg, basée sur des dérivées normalisées dans un espace multi-échelle linéaire, permet d'obtenir un résultat au niveau du pixel, mais les résultats sont bruités (la connexité des objets n'est pas prise en compte) et l'échelle ne peut être obtenue pour tous les pixels, car le laplacien normalisé n'offre pas constamment un maximum selon l'échelle (Lindeberg, 1998). D'autres approches (Brox et Weickert, 2004; Winter et al., 1997) apportent des solutions (résultat pour chaque pixel et réduction du bruit pour les pixels appartenant à la même échelle) et de nouvelles lacunes (manque de précision pour les objets de grande taille).

La méthode proposée par Bin Luo pour mitiger les lacunes des autres solutions consiste en la création d'une carte topologique de l'image qui permet d'estimer l'échelle pour chaque pixel en utilisant des ensembles de niveaux plutôt qu'un filtrage de l'image. Cette méthode repose sur l'utilisation de la *Fast Level Set Transform* (FLST) développée par Pascal Monasse dans le cadre de son doctorat (Monasse, 2000). Le traitement proposé a plusieurs avantages décrits ici. Premièrement, la carte topologique n'implique pas de lissage de l'image et donc la position et la relation des objets entre eux ne sont pas changées. Ceci implique par la même occasion une meilleure précision spatiale sur l'ensemble de l'image. Deuxièmement, elle ne nécessite pas d'information *a priori* sur la taille et la forme des objets. De plus, les résultats après filtrage adaptatif de l'arbre des niveaux sont nettement moins bruités que ceux obtenus par les autres méthodes. La méthode est aussi en mesure de fournir une réponse précise même lorsque les contours des objets sont flous (ce qui est souvent le cas pour les images satellites).

L'algorithme de création de la carte topologique de Monasse mérite d'être abordé ici. Les étapes principales sont les suivantes : parcourir l'image pour trouver les extrémums locaux, déterminer si un extrémum local fait partie d'un extrémum régional, vérifier s'il s'agit d'une région de type supérieur ou inférieur en rapport avec les niveaux de gris, déterminer si la



région est incluse dans une autre région, créer une forme décrivant la région et l'insérer au bon endroit dans l'arbre des formes et finalement assigner à chaque pixel la plus petite forme qui lui est associée. La FLST est invariante selon le contraste, ce qui peut s'avérer intéressant pour la manipulation de séries d'images. Les résultats obtenus sont d'une grande précision spatiale. L'avantage de cette méthode est qu'elle nécessite très peu de paramètres et que ces derniers sont liés à des grandeurs physiques (exemple : taille minimale des objets à détecter). De plus, la méthode est rapide, car elle comporte plusieurs optimisations et elle évite d'interpoler l'image discrète en image continue contrairement à ce que Rosenfeld avait proposé (Rosenfeld, 1984). D'autres auteurs (Akçay et Aksoy, 2007; Salembier et Garrido, 2000) proposent la création d'un arbre de niveaux à l'aide d'opérateurs mathématiques, mais ces méthodes nécessitent une segmentation initiale de l'image et de l'information *a priori*, ce qui n'est pas souhaitable lorsque le traitement doit être le plus possible automatisé. L'analyse multi-échelle et plus précisément la cartographie des échelles à l'aide d'une carte topologique facilitera la détection des bâtiments en permettant d'effectuer un filtrage sélectif sur les objets de l'image selon leur taille et leur forme pour retenir seulement les objets de grandeurs similaires à des bâtiments. Au Tableau 2.2, nous comparons la cartographie d'échelle à trois autres techniques : la croissance de régions par seuillage, la technique des bassins versants (*watershed*) de (Gonzalez et Woods, 2002) et le regroupement par *mean shift* (Wang, Soh et Schultz, 2006). Dans le cas de l'algorithme de croissance de région simple, seulement trois points de départ sont utilisés (générant donc 3 formes individuelles pour le temps inscrit) alors que l'algorithme de cartographie des échelles obtient plus de 5 000 formes individuelles. Nous constatons donc que le temps requis pour ce dernier est grandement avantageux par rapport aux autres algorithmes présentés. De plus, comme nous le présenterons au CHAPITRE 3, la segmentation par cartographie d'échelle est peu sensible aux changements de valeur des paramètres.

Tableau 2.2 Comparaison des méthodes de segmentation

Méthode	Croissance de région	Bassins versants	Mean shift	Cartographie des échelles
Rapidité	253ms	113495ms	96214ms	7662ms
Complexité	<b>O(n)</b>	<b>O(n)</b>	$O(n^2)$	<b>O(n)</b>
Paramètres modifiables	2 par point de départ	6	3	4 (2 optionnels)
Nécessite des points de départ	oui	<b>non</b>	<b>non</b>	<b>non</b>
Sensible aux paramètres	oui	oui	oui	<b>peu</b>
Tendance à la sursegmentation	<b>faible</b>	forte	moyenne	<b>faible</b>
Invariance au contraste	non	non	non	<b>oui</b>

### 2.2.2 Caractéristiques à extraire pour la détection des bâtiments

La littérature des dix dernières années regorge d'exemples d'algorithmes de détection des bâtiments dans les images satellitaires. Parmi ceux-ci, plusieurs méthodes peuvent être regroupées dans un nombre restreint de thématiques utilisant des images optiques. Il y a d'abord les algorithmes basés sur la détection des arêtes pour la reconstruction des contours des bâtiments (Jin et Davis, 2005), sur la transformée de Hough (Jung et Schramm, 2004) ou sur les caractéristiques des formes pouvant être utilisées pour qualifier un bâtiment (Karantzalos et Paragios, 2009a). Ces méthodes utilisent souvent de l'information contextuelle (présence de routes, proximité des autres éléments détectés, etc.) qui n'est pas toujours rapidement accessible lors d'une catastrophe. La méthode de (Aytekin et al., 2009) est testée sur une image d'une zone urbaine complexe similaire à la situation de Port-au-Prince en Haïti et donne des résultats supérieurs à 80% de détection. Par contre, celle-ci est

basée sur un classificateur par *mean shift* sensible au changement de résolution et à la plage spectrale du capteur. L'algorithme proposé par (Sirmacek et Unsalan, 2009b) génère d'abord une segmentation des zones urbaines d'une image à l'aide de descripteurs SIFT<sup>3</sup>(Lowe, 2004) pour ensuite combiner les points SIFT rapprochés pour déterminer la position probable des bâtiments. La méthode ne donne pas une empreinte du bâtiment, mais seulement une position centrale de ce dernier. De plus, les auteurs concluent que leur méthode obtient des performances faibles lorsque les bâtiments sont rapprochés (ce qui est le cas dans ce projet). Un article relativement récent décrit un processus original qui utilise l'information de taille et de forme fournie par les ombres projetées au sol par les bâtiments de manière à détecter ceux-ci (Massalabi et al., 2004). Cela requiert une scène où les bâtiments sont suffisamment espacés pour éviter les occlusions, ce qui est rarement le cas pour des villes densément peuplées. Plusieurs auteurs se sont aussi intéressés à la reconstruction par stéréoscopie pour déterminer l'emplacement des bâtiments dans les images aériennes et satellitaires (Baillard et Maître, 1999; Chen, Stockman et Chang, 1996; Fradkin, Maître et Roux, 2001). Ces dernières approches ont le désavantage de nécessiter une ou plusieurs images supplémentaires de la même scène. De plus, l'intérêt de ces approches est la visualisation en trois dimensions des résultats. Dans notre cas, cela signifierait utiliser cette information pour l'évaluation des dégâts (notamment les effondrements verticaux symétriques), mais les archives stéréoscopiques ne sont pas encore très étoffées ni mises à jour fréquemment.

Puisque les bâtiments ont généralement une géométrie discriminante vue par un capteur aérien ou satellite et que les toits présentent habituellement des textures plus douces qu'une surface remplie de végétation, certains auteurs s'intéressent aux caractéristiques de forme et de texture des régions extraites de l'image pour déterminer quelles régions sont plus susceptibles d'être des bâtiments. Ainsi, (Knudsen et Nielsen, 2004) extraient un vecteur de descripteurs de 20 éléments dont des caractéristiques de forme et de texture. Bien que le concept proposé semble prometteur, les résultats présentés (seulement visuellement et sans métrique) sont bien moins performants que ceux établis par (Song, Pan et Yang, 2006). Ces

---

<sup>3</sup>*Scale-invariant feature transform* : Extraction de descripteurs invariants par intensité, échelle et rotation

derniers affirment obtenir une détection de la présence ou non d'un bâtiment de 100% et une délimitation correcte de ceux-ci d'environ 90% grâce à leur méthode basée sur l'extraction de formes et l'utilisation de la texture comme élément discriminant. Ce qui rend la méthode attrayante est qu'elle est utilisée sur une scène dont la ville répond aux critères de densité urbaine définis dans le cadre des limites de cette thèse. Des éléments de cette approche sont repris pour l'extraction de caractéristiques et la notion de voisinage des formes dans cette thèse. L'article écrit par (Sirmacek et Unsalan, 2009a), quant à lui, démontre l'extraction des primitives à l'aide d'un filtre de Gabor pour établir un système de vote sur les vecteurs de primitives pour déterminer la position probable du centre d'un bâtiment. Les paramètres du filtre de Gabor sont ajustés afin de faire ressortir les arêtes des bâtiments pour ensuite créer les vecteurs de primitives selon la position, l'orientation principale et la distance possible par rapport au centre du bâtiment. Les performances de la méthode dépassent 88% de détection de bâtiments existants, mais comporte environ 14% de faux positifs, ce qui s'avère relativement important. La démarche proposée est simple à suivre et pourrait facilement servir de base de comparaison pour un algorithme plus complexe. En dernier lieu dans la catégorie des méthodes de détection à l'aide de textures et information de forme, la méthode récemment proposée par (Izadi et Saeedi, 2010) doit être étudiée attentivement. Celle-ci comporte une analyse multi-échelle qui tient compte d'éléments de forme des toitures tels que la compacité, la courbure et la tendance d'une région à ne pas se diviser. Les grandes lignes de la méthode sont reprises dans la section portant sur la méthodologie de ce plan de recherche, mais avec différents algorithmes de segmentation et d'extraction de caractéristiques dans l'optique d'avoir un temps de traitement réduit. Les résultats sont démontrés à l'aide de tests sur différentes images et de multiples mesures de performances. La méthode est aussi avantageusement comparée à celle proposée dans (Karantzas et Paragios, 2009a) cité précédemment.

Au niveau de la détection des bâtiments dans les images radars, les travaux recensés dans la littérature sont relativement récents puisqu'avant la mise en orbite de satellites radars de très haute résolution (Radarsat-2 et TerraSAR-X), les images étaient de résolution trop faible pour permettre une détection adéquate des bâtiments. Depuis quelques années, de plus en

plus de chercheurs s'intéressent à ce type d'images pour répondre aux besoins de cartes engendrés par les catastrophes naturelles (Balz et Liao, 2010; Chini, Pierdicca et Emery, 2009; Ferro, Brunner et Bruzzone, 2009) depuis le lancement des capteurs ayant un mode d'acquisition avec une résolution métrique (Voir : ANNEXE I). Ainsi, de nouvelles méthodes de détection des bâtiments ont été développées en utilisant des images radars de dernière génération. Certains proposent l'utilisation de l'interférométrie à très haute résolution pour déterminer la hauteur des bâtiments (Brenner et Roessing, 2008; Wegner, Soergel et Thiele, 2009). Ceci peut être fort utile pour déterminer si une structure s'est affaissée après un tremblement de terre. Des travaux portent aussi sur l'utilisation de l'interférométrie pour la caractérisation de la forme des bâtiments à l'aide des zones d'ombres dans les images radars (Tison, Tupin et Maître, 2004). La méthodologie implique dans chaque cas l'utilisation de données interférométriques qui peuvent ne pas être disponibles avant l'événement puisque les archives interférométriques de haute résolution sont récentes. Dans le même ordre d'idée, certains chercheurs ont expérimenté avec la polarimétrie pour qualifier les zones urbaines et détecter les bâtiments (He et Hellwich, 2009; He, Jager et Hellwich, 2009; Kimura, 2008; Kimura, Papathanassiou et Hajnsek, 2005; Sato, Yamaguchi et Yamada, 2008). Bien que les capteurs pleinement polarimétriques ne soient pas encore très répandus, les futurs capteurs sont conçus avec ce type de données en tête. Les travaux dans ce domaine pourront être fort utiles dans un avenir proche.

En utilisant le principe de l'effet cardinal (Bryan, 1979), il est néanmoins possible de déterminer la position probable de bâtiments et même l'ampleur des dégâts occasionnés lors d'une catastrophe (Matsuoka, EERI et Yamazaki, 2005; Matsuoka et Yamazaki, 2004; Matsuoka *et al.*, 2007). L'effet cardinal est causé par la présence de bâtiments dont un ou plusieurs murs sont perpendiculaires à l'angle de visée du capteur. La réflexion double ou triple d'une onde radar par un mur et le sol provoque une onde de retour importante qui sature la valeur d'intensité captée. Ceci se manifeste par la présence de régions d'intensité maximale dans l'image. L'effet cardinal porte bien son nom, car les bâtiments ont généralement une orientation parallèle aux routes et que ces dernières suivent les points cardinaux, particulièrement pour les villes nord-américaines. La méthode est robuste, car les résultats sont démontrés à l'aide d'images provenant de différents capteurs et représentant

des régions géographiques différentes. De plus, les résultats sont validés à l'aide de données sur la réalité du terrain. Par contre, cette méthode implique l'acquisition d'images avant et après la catastrophe dans le même cadre géométrique (angle d'incidence et d'azimut identiques lors des différentes acquisitions), ce que les auteurs ne précisent pas. Il s'agit toutefois d'un point important, car lors d'une catastrophe, il est rare que les images d'archives aient été captées selon les mêmes modalités que les images post-événement.

La grande majorité des méthodes proposées dans la littérature souffre des mêmes problèmes : la sensibilité aux propriétés optiques des capteurs, aux changements de contraste dans la scène, aux conditions atmosphériques et aux occlusions des objets. Il en ressort que des caractéristiques invariantes ou du moins résistantes à ces conditions doivent être utilisées pour construire un classificateur robuste utilisable peu importe le jeu de données.

### **2.2.3 Classification des bâtiments**

Les descripteurs extraits de l'image doivent être soumis à un classificateur afin de séparer les éléments en différentes classes. Il existe deux catégories de classificateurs : supervisés et non supervisés. Dans sa thèse, (Chesnel, 2008) a testé sans succès un classificateur par agrégation non supervisé ainsi qu'un classificateur supervisé par K-plus-proches voisins avant d'arrêter son choix sur un séparateur à vaste marge (SVM) (Vapnik, 1999) et un réseau de neurones Perceptron multicouche (MLP) sans toutefois justifier *a priori* ces choix. Quelques articles récents traitent de l'utilisation de SVM pour la classification d'images satellitaires. Dans leur étude, (Bhattacharya et al., 2007) utilisent un SVM avec noyau linéaire pour vérifier l'utilité de descripteurs statistiques pour la détection d'objets créés par l'homme dans les images optiques. Les résultats de classification sont élevés, mais la contribution la plus importante de cet article est de démontrer l'intérêt de la réduction de la dimensionnalité des vecteurs d'apprentissage pour diminuer considérablement l'erreur de classification. Quant à lui, (Inglada, 2007) extrait des descripteurs géométriques et classifie par un SVM avec un taux de succès de plus de 84% différents objets artificiels dans les images satellitaires. L'intérêt de la méthode est qu'elle peut être utilisée pour différents types d'objets et qu'elle ne nécessite

aucune information *a priori*. Pour leur part, (Li, Xu et Guo, 2010) utilisent un SVM à une classe pour déterminer si les bâtiments ont subi des dégâts ou non. Cet article démontre clairement l'intérêt d'utiliser une analyse et une classification orientée objet pour obtenir de meilleurs résultats qu'une classification spectrale ou par texture.

Dans le cas présent, la classification des bâtiments ne consiste pas seulement à déterminer si les pixels appartiennent à un bâtiment, mais aussi à fournir des caractéristiques permettant d'aider à déterminer de quel type de bâtiment il s'agit (par exemple : tente de réfugiés, maison unifamiliale, entrepôt, commerce). L'identification des types de bâtiments d'une zone à l'aide d'images satellitaires n'est pas un travail présentement automatisé comme le laisse croire la très faible quantité d'articles scientifiques reliés à ce problème dans la littérature. Certains chercheurs ont utilisé des arbres sémantiques afin de déterminer les classes des différents éléments urbains (Pinho *et al.*, 2008). Les auteurs utilisent un arbre de décision à partir d'échantillons étiquetés afin de classifier statistiquement une image d'une zone urbaine. Les classes utilisées englobent la végétation, les routes, le sol, les ombres, les piscines et surtout les différents matériaux des toits. L'intérêt de cette méthode est qu'elle utilise une image multispectrale alors que la plupart des méthodes proposées sont basées sur des images hyperspectrales (Segl *et al.*, 2003) qui ne sont pas disponibles dans le cadre de la Charte. Le résultat de la classification est comparable à ceux obtenus avec un logiciel commercial (e-cognition) dans une période de temps beaucoup plus courte. Par contre, la méthode est basée sur des caractéristiques propres à l'image de départ (intensité) pour les descripteurs, ce qui fait en sorte que le classificateur ne peut être utilisé que pour des zones provenant du même capteur et probablement de la même image seulement.

Cela fait ressortir un point important concernant la contribution scientifique de ce projet. Les besoins d'identification des bâtiments dans le cadre de catastrophes sont présents, mais la littérature est extrêmement mince dans ce domaine. Le développement d'une approche semi-automatisée d'identification des types de bâtiment est donc une opportunité d'innovation majeure. Des pistes de solution sont offertes dans les travaux du projet d'extraction d'information tactique pour l'évaluation du risque (EXITER) (Campedel *et al.*, 2008;

Kyrgyzov *et al.*, 2008) du centre de compétences (COC)<sup>4</sup> ainsi que dans un article récent sur la gestion du risque (Tanzi et Lefeuvre, 2010). L'utilisation de la FLST et de la cartographie des échelles est un point de départ récurrent dans les travaux présentés.

### **2.3 Identification du type des bâtiments**

L'identification du type des bâtiments est une tâche qui ouvre la voie à de nombreuses analyses post-événement permettant d'établir d'abord les endroits où des rescapés sont le plus susceptibles d'être trouvés et surtout d'être secourus. Ensuite, ces analyses peuvent porter sur l'extraction de statistiques quant à la résistance des différents types de bâtiments aux secousses sismiques. Ces études dépendent principalement de la région où le désastre est survenu, de la force de la catastrophe ainsi que du type de bâtiments (Coburn, Spence et Pomonis, 1992). Nous constatons dans la littérature une demande répétée d'extraction automatisée d'information permettant l'identification du type des objets se trouvant dans une image satellitaire, que ce soit pour les bâtiments dans une image de catastrophe (Altan *et al.*, 2010) ou pour tout objet pour faciliter l'indexation des images (Campedel *et al.*, 2004). Bien que le besoin soit apparent et que la demande soit continue, très peu de travaux ont été réalisés malgré la disponibilité croissante de données THR. Au cours de la dernière décennie, quelques équipes (Mueller, Segl et Kaufmann, 2003) ont évalué le potentiel des images de haute résolution spatiale (< 10 m par pixel). Un article publié avant la mise en orbite de capteurs THR (Jensen et Cowen, 1999) soutient que la résolution spatiale idéale pour la détection et l'identification des bâtiments individuels se trouve entre 25 cm et 50 cm. Il existe encore très peu de capteurs spatiaux ayant une résolution si fine (Voir : ANNEXE I). Il est donc prévisible que les études soient généralement effectuées avec des images aériennes plutôt que satellitaires. Des avancées technologiques et politiques au niveau des capteurs sont nécessaires pour la mise en orbite de systèmes adéquats pour l'étude précise du milieu urbain.

---

<sup>4</sup> Partenariat de recherche entre le CNES, le DLR et Télécom-Paristech (début : 2005, fin : 2010)



Sans qu'elles soient toujours explicitement abordées, la littérature fait ressortir de multiples difficultés à surmonter lorsque l'identification du type des bâtiments est souhaitée (Mueller et al., 2006). Premièrement, l'angle d'acquisition affecte grandement la visibilité des façades des bâtiments tout en modifiant le taux d'occlusion occasionné par les hauteurs variées d'un bâtiment à l'autre. Ainsi, un angle relativement oblique de visée du capteur permet de mieux représenter les façades et ainsi avoir de l'information contextuelle sur le type d'un bâtiment (présence de fenêtres, affiches publicitaires, portes, etc.) tout en aggravant les problèmes d'occlusion lorsque de grands bâtiments se situent devant de plus petites constructions par rapport au capteur. Deuxièmement, la résolution spatiale et la résolution spectrale apportent aussi des contraintes pour l'identification des types de bâtiments. Comme nous l'avons mentionné précédemment, une très haute résolution spatiale est nécessaire pour cerner correctement une construction de façon individuelle. Par contre, plus la précision spatiale augmente, plus il devient difficile de déterminer automatiquement l'étendue de l'empreinte du toit d'un bâtiment, car des détails comme les cheminées et la présence de trottoirs à proximité peuvent fausser la détection. C'est pourquoi une approche multirésolution (Niebergall, Loew et Mauser, 2007) est recommandée. Pour ce qui est de la résolution spectrale, l'identification précise par télédétection des matériaux de construction requiert un capteur hyperspectral (Luo et Chanussot, 2009; Mueller, Segl et Kaufmann, 2003; Segl et al., 2003). La classification exacte des matériaux facilite la différenciation entre les surfaces aux couleurs similaires (routes et toits gris, par exemple). Encore une fois, le peu de capteurs spatiaux hyperspectraux n'est pas suffisant pour assurer des acquisitions rapides et une résolution spatiale suffisante. Troisièmement, l'identification correcte du type des bâtiments est en grande partie influencée par le contexte (Aubrecht et al., 2009; Niebergall, Loew et Mauser, 2007; Pinho et al., 2008; Segl et al., 2003). La situation géographique détermine généralement les types de matériaux utilisés pour construire les routes, bâtiments et autres installations alors que la situation sociale de la région d'intérêt détermine la quantité et le type de résidences et de commerces. Les bidonvilles des régions défavorisées sont composés d'un nombre important de maisons de fortune avec peu ou pas d'espace entre les habitations. À l'inverse, un quartier riche d'un pays industrialisé contiendra de grandes maisons avec de grands espaces les séparant. L'injection d'information contextuelle dans un système

automatique demande l'établissement de nombreuses règles et la participation active d'experts.

Cette revue fait ressortir clairement que l'identification du type des bâtiments est une avenue de recherche en demande avec plusieurs applications potentielles, mais que plusieurs contraintes technologiques et algorithmiques existent encore et doivent être considérées et surmontées pour arriver à un résultat juste. Puisqu'il s'agit d'une problématique à part entière, l'identification précise et automatique du type des bâtiments n'est pas un des objectifs primaires de cette thèse. Des caractéristiques pouvant aider les photos-interprètes sont toutefois extraites.

## **2.4 Évaluation des dégâts**

Dans sa thèse, (Chesnel, 2008) effectue une revue étoffée et systématique des différentes méthodes d'évaluation des dégâts sur le bâti dans les images satellitaires. Elle distingue deux types principaux de méthodes : multidate (images pré et post-catastrophe) et monotemporelle (une seule image post-événement). Dans les deux cas, Chesnel recoupe les méthodes en deux types : analyse au niveau du pixel et analyse des objets. Les conclusions sur chaque méthode sont présentées ici.

L'analyse pixel à pixel des images multidates peut s'effectuer de plusieurs façons dont la différence entre les images, le calcul de ratios, la mesure de similarité et l'analyse de textures. La génération d'une carte de changement en prenant la différence entre deux images est extrêmement sensible à la précision du recalage. Une translation d'un pixel génère une quantité importante de faux changements. Les méthodes utilisant des ratios sont aussi vulnérables aux différences d'illumination et aux déplacements des objets (voitures). L'analyse de texture et les mesures de similarité qui utilisent des fenêtres d'analyse sont plus robustes à ces problèmes, mais demeurent sensibles aux bruits causés par les détails dans les images de très haute résolution. Au niveau des analyses basées sur les objets, la segmentation de l'image est effectuée pour extraire des objets pouvant être classifiés. Dans le cas des

bâtiments, le toit peut être un objet tout comme l'ombre projetée par le bâtiment. La forme de l'ombre et du toit peut changer à cause de la catastrophe, mais aussi selon l'orientation, l'angle de visée du capteur ainsi que la position du soleil. Il est suggéré (Vu, Matsuoka et Yamazaki, 2004) de combiner ces méthodes pour l'extraction des ombres et d'utiliser des connaissances a priori de la scène pour déterminer l'emplacement et la forme des bâtiments.

Pour ce qui est de l'analyse monotemporelle, les classificateurs supervisés sont généralement utilisés. L'aspect des dégâts variant beaucoup d'une catastrophe à l'autre, il est difficile d'appliquer un même classificateur pour différentes scènes. L'utilisation de données provenant d'un système d'information géographique (SIG) est de mise. Par contre, ces données ne sont pas toujours disponibles et à jour pour des régions éloignées et pour les pays en voie de développement. L'analyse multitemporelle est sans conteste préférable à l'utilisation d'une seule image. L'accumulation d'images d'archives de très haute résolution depuis quelques années fait en sorte que cette analyse est envisageable pour les événements futurs.

La méthode d'évaluation des dégâts choisie doit être le plus possible résistante aux erreurs de recalage, doit éliminer le bruit causé par les détails fins présents dans les images THR et doit permettre une classification réutilisable des dégâts.

## **2.5 Méthodes employées pour le cas d'Haïti**

Comme cela a été mentionné précédemment, le cas d'Haïti a généré un intérêt médiatique prononcé à travers le monde. Des centaines, voire des milliers de photos-interprètes et chercheurs ont participé à l'étude des nombreuses images acquises dans les jours suivant la catastrophe, ont généré une quantité non négligeable de cartes et autres formes d'information et ont développé ou appliqué des méthodes pour la détection des bâtiments et des dégâts subis par ces derniers. Cette section porte sur une série d'articles de deux numéros spéciaux du journal scientifique *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* de la société américaine de photogrammétrie et télédétection (ASPRS) ainsi que sur certains autres articles

pertinents sur le cas d'Haïti. Seuls les articles traitant de la détection des bâtiments et/ou de l'évaluation des dommages sont considérés.

### **2.5.1 Estimation automatique des dommages structuraux à l'aide de pictométrie**

Dans leur article sur l'utilisation d'images aériennes de pictométrie pour l'estimation automatique des dégâts structuraux (Gerke et Kerle, 2011), les auteurs évaluent deux méthodes de classification : *adaptive boosting* (AdaBoost) et la méthode par champs aléatoires conditionnels (CRF). L'originalité des travaux proposés n'est pas l'utilisation de ces méthodes, mais plutôt l'usage de cinq images captées selon différentes prises de vue : les quatre points cardinaux et au nadir. Les images ont une résolution spatiale de 15 cm, ce qui permet l'étude des dégâts directement au niveau des bâtiments. L'intérêt de ces travaux est l'étendue des tests effectués pour déterminer la dépendance des résultats aux caractéristiques utilisées, au classificateur choisi, à l'étiquetage initial par un opérateur humain et à la direction de visée du capteur pour la classification de l'image selon quatre classes soit : arbre, façade, toit et débris. Leurs expérimentations montrent que les résultats dépendent de manière significative de tous ces éléments avec des variations allant de 5% à parfois plus de 10% pour la précision globale excepté pour le choix du classificateur qui donne seulement une différence d'environ 1%. Par contre, même la sélection des meilleurs paramètres pour chaque élément ne donne que 77,8% de succès pour la classification. Pour ce qui est de l'évaluation des dommages, le taux de succès global ne varie pas beaucoup entre les deux étiquetages effectués par des opérateurs par analyse visuelle, mais la distribution des taux varie grandement d'une classe à l'autre selon l'étiquetage utilisé. Ainsi, dans un cas, plusieurs bâtiments qui devraient être considérés comme étant intacts sont classifiés comme étant modérément endommagés dans la plupart des cas et sont parfois même classifiés comme détruits. Dans l'autre cas, des bâtiments apparemment complètement détruits sont soit classifiés comme modérément endommagés, soit classifiés comme intacts. Nous constatons donc que la méthode proposée n'est pas adéquate pour fournir un résultat rapide et précis, car l'analyste a de nombreuses vérifications à effectuer et a probablement plusieurs corrections à faire, ce qui nécessite du temps supplémentaire. De plus, la méthode nécessite

de nombreuses images aériennes captées dans un laps de temps court pour générer des caractéristiques stéréoscopiques. Ceci n'est pas acceptable pour une application de réponse lors d'une catastrophe, mais pourrait servir pour la phase de reconstruction. En résumé, cet article fait ressortir des points importants à considérer lorsqu'une méthode de classification automatique est utilisée tels que le choix des caractéristiques, l'expérience de la personne chargée de l'étiquetage des données d'apprentissage et le choix du classificateur.

### **2.5.2 Analyse visuelle sur images optiques d'archives et d'acquisition nouvelle**

Le DLR et le ZKI, sa branche d'observation de la Terre pour les situations de crise, ont participé de manière active à la préparation et à la diffusion de cartes de dégâts à la suite du tremblement de terre d'Haïti. Un état des démarches entreprises est fait dans l'article (Voigt et al., 2011) étudié ici. Un point fort de cet article est qu'il décrit de manière détaillée les interactions qui ont eu lieu entre la Charte et le GMES pour coordonner les efforts de cartographie et la diffusion rapide et efficace de l'information pertinente. Ces deux organisations ont en effet géré en partenariat les demandes des utilisateurs, l'acquisition des données, la préparation des cartes et la transmission de celles-ci. Les auteurs se concentrent sur l'analyse des dégâts par inspection visuelle d'images GeoEye-1 multispectrales spatialement optimisées. Leur raisonnement pour justifier cette méthode est qu'il s'agit encore de l'approche la plus robuste et prompte pour la cartographie d'urgence. Les taux moyens de dégâts ont donc été estimés sur des zones de 250 m par 250 m espacées également. Pour arriver à une évaluation qualitative basée sur l'EMS, une équipe d'au plus 20 photos-interprètes a été nécessaire. Les résultats présentés ne sont pas comparés à une réalité du terrain et il n'est pas possible de vérifier le succès réel de cette approche. La méthode demeure un choix de premier ordre pour la cartographie initiale si une équipe composée de nombreux spécialistes est disponible et est surtout en mesure de travailler de manière collaborative afin d'obtenir une représentation uniforme de l'analyse effectuée. Nous prenons note des recommandations des auteurs quant à la réponse considérable de la communauté des organismes d'observation de la Terre pour cet événement et au besoin d'avoir un système unifié de représenter les résultats.

### **2.5.3 Méthode automatique d'évaluation des dégâts à l'aide de l'ombrage**

Cet article (Tiede et al., 2011) porte sur l'utilisation des changements dans l'ombre projetée par les bâtiments avant et après la catastrophe pour évaluer de façon automatique les dommages subis lors de la catastrophe du 12 janvier en Haïti. Les zones étudiées se trouvent dans les villes de Carrefour et Léogâne et la méthode proposée demeure d'intérêt et mérite d'être explorée. Des images THR de GeoEye-1 et WorldView-2 sont utilisées. Dans chaque cas, une image avant et une image après l'événement sont requises. De plus, la position du soleil est présumée être la même pour les deux acquisitions. La méthode décrite consiste à effectuer une classification orientée-objet sur les formes représentant des ombres à l'aide d'un classificateur basé sur des règles géospatiales préalablement définies. Un appariement des objets d'ombre provenant de l'image pré-événement avec ceux de l'image post événement doit d'abord être effectué. Pour ce faire, les formes incluses dans une région restreinte de l'image d'après censée représenter la même région de l'image d'avant sont comparées pour déterminer leur taux de recouvrement et leur taille. Des seuils sont utilisés pour établir la similitude entre les objets et faire l'appariement. Les traitements, qui peuvent être longs pour évaluer une grande région, sont effectués sur un serveur multiprocesseur à l'aide d'un logiciel spécialisé. Ce logiciel et le matériel utilisé ne sont pas à la portée de tous les chercheurs du domaine et il n'est pas raisonnable de compter sur leur disponibilité en situation d'urgence. Des résultats variant de 72% à 80% de précision de l'utilisateur sont publiés et sont basés sur deux méthodes de validation. Les auteurs concluent que bien que leur méthode donne des résultats jugés pertinents, cette dernière nécessite des conditions d'acquisition similaires pour les images avant et après événement et la présence d'une bande proche infrarouge. De plus, les bâtiments doivent projeter des ombres suffisamment importantes pour être détectées et des indicateurs doivent être extraits même pour les bâtiments complètement détruits qui ne projettent plus d'ombre (la méthode utilisée pour extraire des indicateurs pour les bâtiments sans ombre n'est pas clairement définie). Nous considérons donc que cette méthode s'applique difficilement puisque de nombreux facteurs peuvent y nuire.

#### **2.5.4 Analyse des dégâts à l'aide d'images satellitaires et aériennes**

Dans leur article, issu d'une collaboration entre plusieurs centres de recherche et d'autres organismes ayant des intérêts dans les activités d'observation de la Terre en général et des événements désastreux en particulier, (Corbane et al., 2011) démontrent les avantages de suppléer les méthodes d'analyse visuelle par des algorithmes automatiques d'extraction de caractéristiques pour l'évaluation des dommages et d'utiliser plusieurs méthodes indépendantes de validation pour mesurer la justesse des résultats. Un éventail d'images optiques satellitaires et aéroportées est exploité pour arriver au produit final. De plus, les auteurs profitent de données de pictométrie et d'une étude sur le terrain pour valider leurs interprétations visuelles. Les algorithmes d'extraction automatiques ne sont utilisés que pour vérifier la distribution des dégâts dans les différentes régions. L'échelle EMS est initialement utilisée avec un taux de succès de 61%. Le regroupement des classes 1, 2 et 3 en une seule augmente ce taux à 73%. Cela renforce notre proposition de n'utiliser que trois classes pour l'estimation des dégâts. Une des équipes travaillant sur ce projet a fait appel à l'externalisation ouverte (en anglais : *crowdsourcing*) pour obtenir l'aide de plus de 600 « experts » à travers le monde pour contribuer à l'analyse des images disponibles. L'avantage de cette approche est sans contredit une réduction importante du temps nécessaire pour l'analyse des images (van Aardt et al., 2011). Aucune étude rigoureuse n'a été effectuée, mais la mise à contribution de centaines d'individus différents provenant de milieux variés et ayant des expériences diverses laisse croire que la subjectivité des analyses est grande et que les taux de succès en sont directement affectés. Nous croyons que le développement de méthodes semi-automatiques de classification et estimation permettra de pallier aux problèmes qui sont exposés dans cet article.

#### **2.5.5 Extraction des bâtiments et des décombres**

L'extraction des bâtiments et des décombres revient une fois de plus comme sujet d'intérêt pour cet article (Hussain et al., 2011). Ce qui place cette recherche à part est l'utilisation d'information captée par télédétection par laser (LIDAR) en plus d'images optiques THR.

L'utilisation du lidar permet de générer un modèle numérique de terrain et un modèle numérique de surface (MNS), ce dernier représentant la hauteur des objets de la scène. L'extraction de l'empreinte des bâtiments est exécutée à partir des caractéristiques provenant de l'image optique post événement et du MNS normalisé (la normalisation est simplement la soustraction du MNT aux valeurs du MNS afin de supprimer les variations de hauteur causées par le terrain) au moyen du logiciel *Definiens Developer* (e-cognition avant le rachat par la compagnie Trimble<sup>5</sup>). Puisqu'il s'agit d'une classification orientée-objet, une segmentation de l'image est nécessaire. La technique utilisée est basée sur une approche fractale évolutive (Baatz et Schape, 2000). Un problème majeur empêchant une automatisation du procédé est que plusieurs seuils sont nécessaires et doivent être ajustés par un expert. De prime abord, les résultats obtenus sont très intéressants avec un taux de succès global de 87% et des taux de l'utilisateur de plus de 90% dans les cas de l'eau, l'ombre, la végétation et les routes. Les taux de l'utilisateur les plus bas sont par contre liés aux débris et aux bâtiments avec 79% et 80% respectivement. Ces valeurs sont calculées en fonction d'une analyse visuelle seulement. Une étude rigoureuse des images utilisées, des commentaires des auteurs et des autres articles fait ressortir de multiples lacunes et erreurs d'interprétation. En effet, certains bâtiments en construction sont faussement interprétés comme étant des structures dont seulement le toit s'est effondré et le grand cimetière de Port-au-Prince est considéré comme un bidonville composé de baraques délabrées alors qu'il s'agit réellement de mausolées de familles haïtiennes fortunées. De plus, les auteurs confirment que les règles de classification établies sur une partie de l'image doivent être modifiées pour être utilisables dans les autres parties de l'image, ce qui nécessite une intervention humaine et réduit grandement le potentiel de généralisation du classificateur. Considérant le fait que ces travaux se sont déroulés plusieurs semaines après la catastrophe et que beaucoup d'informations devaient être disponibles, nous évaluons l'expérimentation comme étant de faible qualité et la méthode comme étant irréaliste pour une situation d'urgence. L'utilisation du lidar, généralement aéroporté, nécessite du temps de préparation avant l'acquisition et n'est pas toujours possible vu son coût élevé. De plus, la nécessité de définir de nombreux

---

<sup>5</sup> Nouvelles de la compagnie Trimble : <http://www.ecognition.com/sites/default/files/Trimble%20eCognition.pdf>



seuils sans signification physique et de règles complexes de classification ne sont pas souhaitables pour une préparation prompte de cartes de dommages.

### **2.5.6 Évaluation des dommages par séparateur à vaste marge optimisé**

La méthode proposée par (Kaya, Musaoglu et Ersoy, 2011) mérite une attention particulière puisqu'elle utilise un séparateur à vaste marge optimisé similaire à ce que nous proposons. Les auteurs font usage de deux images Quickbird, l'une pré-événement et l'autre post-événement. Bien que la méthode soit initialement basée sur le SVM, elle n'utilise pas de noyau pour la classification finale, mais arrive tout de même à séparer des données linéairement et non-linéairement séparables. L'apprentissage se fait en deux étapes. Premièrement, les données d'apprentissage servent à l'entraînement d'un SVM linéaire. Les vecteurs de support générés sont ensuite classifiés à l'aide d'un classificateur par plus proche voisin et seuls les vecteurs correctement classifiés sont conservés comme vecteurs de référence. Il s'agit de l'étape de sélection. Deuxièmement, une mesure de distance est appliquée sur une partie aléatoirement sélectionnée des données d'apprentissage afin de déterminer par rapport à quel vecteur de référence ces échantillons sont les plus proches. Lorsqu'un échantillon a la même étiquette que le plus proche vecteur de référence, ce dernier est modifié pour se rapprocher de l'échantillon selon un taux d'apprentissage sélectionné. À l'inverse, un échantillon n'ayant pas la même étiquette fera s'éloigner le plus proche vecteur de référence. Il s'agit d'une étape d'adaptation. La classification des données de test se fait à l'aide des vecteurs de référence adaptés et d'un classificateur à plus proche voisin. Bien que ce ne soit pas explicitement écrit dans le texte si d'autres caractéristiques que l'intensité des pixels ont été utilisées, il semble que seuls les bandes spectrales servent. Dans leurs conclusions, les auteurs conseillent toutefois d'utiliser la texture comme caractéristique pour aider à différencier les classes de routes, de bâtiments et de dégâts. Les taux de succès sont comparables à ceux des autres articles, soit 81%. Nous considérons qu'il s'agit d'une méthode peu complexe pouvant simplifier grandement la tâche d'un photo-interprète. Les résultats sont comparés avec ceux obtenus lors des expérimentations présentées dans cette thèse dans le CHAPITRE 4.

### 2.5.7 Utilisation d'une image radar post événement pour l'évaluation

Dans ce cas-ci (Dell'Acqua et Polli, 2011), les auteurs abordent l'usage d'une image post événement provenant du capteur radar COSMO/SkyMed pour l'évaluation automatique des dommages. Quatre acquisitions effectuées par différents satellites de la constellation COSMO/SkyMed en mode pinceau (*spotlight*) sont utilisées. Pour la validation, les données de référence proviennent de la carte de dégâts par quartiers générée dans le cadre de la Charte (voir Figure 0.2) ainsi que la carte de dégâts par bâtiments créée par UNOSAT (UNITAR et al., 2010). Les textures de Haralick sont extraites de l'image et celles qui sont corrélées avec les dégâts sont utilisées pour la classification à l'aide de seuils déterminés expérimentalement. La méthode est appliquée au niveau du pâté de maisons, car les statistiques des textures y sont plus représentatives et l'effet du chatoiement est mieux amoindri qu'au niveau du pixel. Les auteurs ont remarqué que la corrélation entre les textures et le taux de dégâts était plus élevée pour l'image acquise avec un angle de  $51,05^\circ$  qu'avec un angle de  $38^\circ$ . Ceci est en accord avec la logique établie dans plusieurs articles qui dicte que les façades permettent de détecter plus de dégâts que seulement les toits. Cela s'explique aussi par les principes d'acquisitions d'images à l'aide de RSO et des propriétés des interfaces à angle droit tels que les murs des bâtiments et les routes adjacentes. Les résultats sont malgré tout peu concluants avec un taux global de 59% dans le meilleur des cas. Nous notons particulièrement que la classification surestime grandement l'appartenance à la classe « destruction sévère ». Le taux d'utilisateur pour la classe de « peu ou pas de dommage » est à 66% et est à 62% pour la classe de « dégât moyen ». Par contre, ce taux est de seulement 54% pour la classe de « destruction sévère ». Un point positif est que nous ne remarquons pas de confusion entre la classe représentant des bâtiments intacts ou très peu endommagés et les classes de dégâts et de destruction. Un classificateur binaire avec un haut taux de succès est donc envisageable en combinant les deux classes de dégâts. Nous considérons cette méthode comme applicable en situation de crise puisqu'elle ne nécessite qu'une image et utilise des algorithmes peu complexes. Par contre, nous croyons qu'il est nécessaire de vérifier la méthode sur des images RSO de capteurs comme Radarsat-2 et TerraSAR-X, car les données

COSMO/SkyMed déjà difficiles à obtenir en temps normal, ne sont pas disponibles dans le cadre de la Charte.

### **2.5.8 Détection de changement sur images optiques THR**

Ce dernier article (Malinverni, 2011) de la série spéciale sur le tremblement de Terre d'Haïti porte sur la détection de changement automatique. Cet article est abordé ici puisqu'il présente une méthode de détection de changement en milieu urbain dans le cas d'un désastre. Malheureusement, nous constatons rapidement que la méthode offerte exhibe des lacunes importantes. Premièrement, les images captées avant et après la catastrophe proviennent de deux capteurs différents ayant des bandes spectrales et des résolutions spatiales différentes. Bien que l'auteure égalise par étirement linéaire les bandes spectrales d'une image en fonction de la plage de valeurs de l'autre image, ce n'est pas aussi robuste qu'une correction radiométrique modélisée à partir des caractéristiques d'acquisition des capteurs. Deuxièmement, un classificateur par K-centroïdes est utilisé. Ce classificateur non-supervisé arrive à de bons résultats pour des images d'observation de la Terre de plus faible résolution spatiale, mais il nécessite la sélection soigneuse de centroïdes initiaux pour chacune des classes (Gon et al., 2008). De plus, rien n'indique que des données de référence ont été utilisées pour valider la classification. Finalement, l'analyse effectuée par l'auteure montre que les métriques utilisées varient de manière presque identique pour les éléments de la classe urbaine que pour les éléments de l'autre classe qui contient les autres éléments de l'image. Nous voyons donc difficilement comment ces métriques peuvent être pertinentes pour déterminer les changements causés par le tremblement de terre versus les changements causés par de nouvelles constructions, par les différences entre les capteurs et par les modifications de l'activité humaine.

## **2.6 Conclusion**

Dans cette section, une revue de la littérature fut accomplie concernant les travaux déjà réalisés pour la détection des bâtiments dans les images de très haute résolution. L'analyse

multi-échelle fut aussi détaillée. Ensuite, les méthodes de détection des bâtiments furent décrites pour différentes modalités. Par ailleurs, les différents moyens d'évaluer automatiquement les dégâts dans les images THR furent abordés. Finalement, une série de méthodes proposées spécifiquement pour le cas d'Haïti fut évaluée de manière critique. L'état de l'art fait bien ressortir les lacunes des méthodes existantes ainsi que des pistes de solution pour leur remédier. Le Tableau 2.3 fait ressortir certaines caractéristiques des méthodes courantes de détection des bâtiments à l'aide d'une seule image optique. Ce qui ressort principalement est que plusieurs paramètres peu intuitifs doivent être ajustés au cas par cas pour arriver à de bons résultats et que bien que les taux de succès soient généralement élevés, les zones étudiées sont de densité urbaine faible ou moyenne alors que nous nous intéressons à des zones de densité élevée. Nous désirons noter que les taux de succès présentés sont des taux de producteur pour la classe des bâtiments et que ces valeurs ont été calculées à l'aide des données présentes dans les articles mentionnés. Dans tous les cas, les bâtiments sont espacés les uns des autres et sont visuellement facilement différenciables. Certains auteurs font d'ailleurs mention de l'impossibilité de leur méthode à fonctionner lorsque les bâtiments sont rapprochés.

Tableau 2.3 Récapitulation des méthodes de détection de bâtiments

Méthode Critère	Modèle 2D (Karantzas et Paragios, 2009b)	Segmentation Niveaux (Izadi et Saeedi, 2010)	Hypothèses par arêtes (Saeedi et Zwick, 2008)	SIFT (Sirmacek et Unsalan, 2009b)
Données nécessaires	Image panchromatique	Image multispectrale d'une résolution de 0,15m	Image panchromatique ou multispectrale avec une résolution de moins de 1m	Image panchromatique
Paramètres modifiables	3+	5	3+	3+
Zones de test	Zone urbaine de densité faible	Zone urbaine de densité faible	Zone urbaine de densité moyenne	Zone urbaine de densité moyenne
Taux de succès présentés	81%	-	81%	69%

Dans le Tableau 2.4, nous présentons un résumé des méthodes utilisées pour l'évaluation des dégâts dans le cas du tremblement de terre ayant secoué Haïti.

Tableau 2.4 Récapitulation des méthodes d'évaluation des dégâts

Méthode Critère	Visuel (Corbane et al., 2011)	Picto (Gerke et Kerle, 2011)	Radar (Dell'Acqua, Gamba et Polli, 2011)	Corrélation (Chesnel, 2008)
Données nécessaires	Image(s) optiques THR pansharp de 1m ou moins	5 images d'une résolution de 0,15m	1 image radar	Image optique THR panchromatique
Paramètres modifiables	-	Multiples	2	Selon le classificateur
Granularité	Variable	Bâtiments	Quartiers	Bâtiments
Taux de succès présentés	~75%	79%	59%	75%

Nous signalons que les résultats pour la méthode par corrélation sont ceux que nous obtenons en appliquant la méthode sur les mêmes données que nous utilisons au CHAPITRE 4. Ce tableau fait ressortir la grande variabilité entre les données nécessaires et la granularité des résultats (niveau de classification, soit par : régions, quartiers, bâtiments). Nous croyons qu'il n'est pas raisonnable d'attendre l'acquisition d'images obtenues par un capteur aéroporté et que les résultats avec les images radars ne sont pas encore à un niveau suffisamment élevé pour être utilisés en production. Bien que l'inspection visuelle des images de catastrophes demeure la méthode la plus utilisée, elle nécessite la contribution de plusieurs experts sans quoi le temps d'analyse est trop long pour fournir une aide réelle aux secours. Le développement de méthodes automatisées est un besoin urgent auquel nous désirons répondre. De plus, il est apparent que des travaux supplémentaires sont nécessaires et désirés dans le domaine de l'identification du type des bâtiments. La prochaine section porte sur la méthodologie proposée. Les algorithmes utilisés y sont traités de manière détaillée.

## CHAPITRE 3

### DÉTECTION ET ÉVALUATION

#### 3.1 Introduction

La revue de la littérature étant complétée, il reste maintenant à déterminer le cheminement nécessaire pour aboutir aux résultats escomptés. Le schéma de la Figure 3.1 illustre la méthodologie proposée.

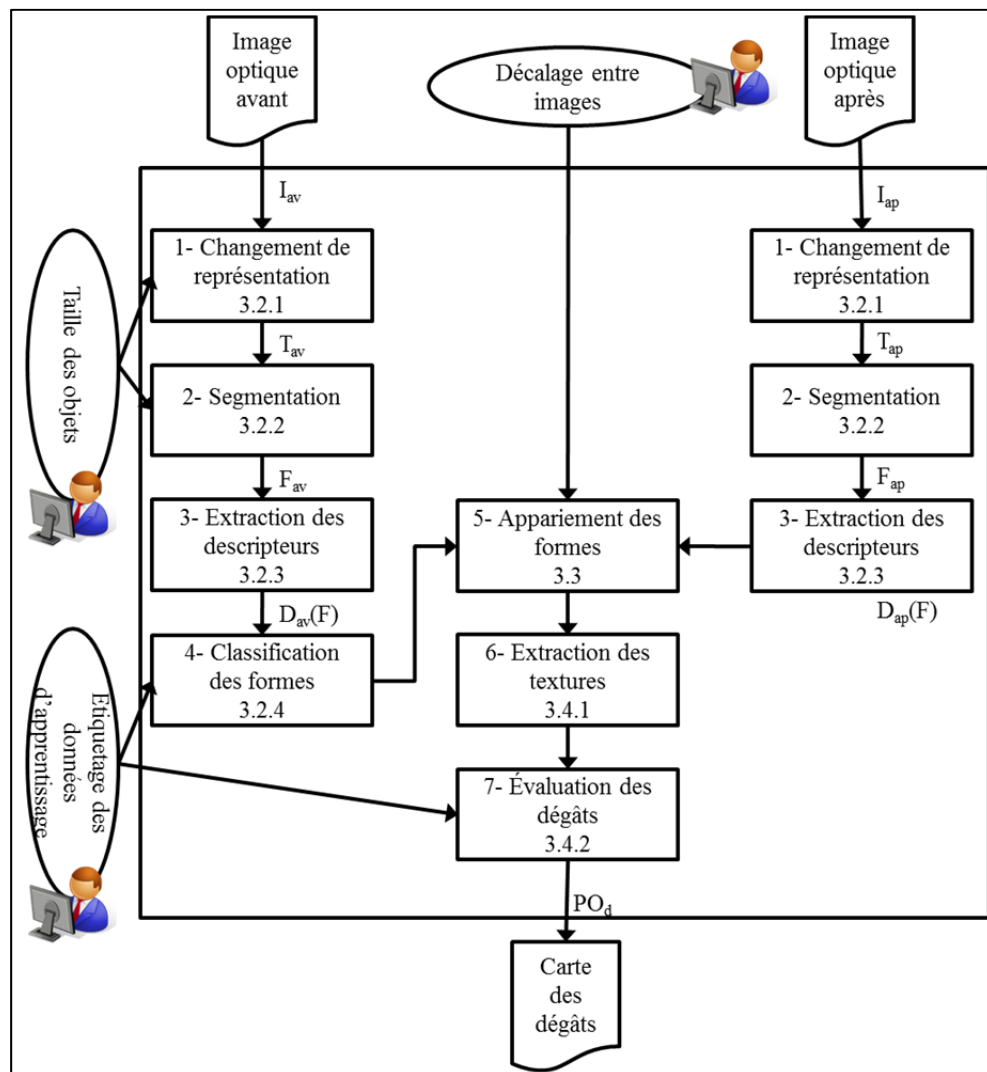


Figure 3.1 Schéma du processus de détection des bâtiments et des dégâts

Ce chapitre est divisé en trois sections. La première section décrit les différentes étapes pour arriver au résultat final. Parmi celles-ci, nous comptons la préparation des images et autres données pertinentes pour la détection des bâtiments et les traitements et analyses à réaliser pour obtenir l'information nécessaire à la détection des bâtiments. Cela inclut les étapes suivantes de la Figure 3.1 :

1. Le changement de représentation de l'information contenue dans l'image à l'aide de la FLST (pré/post-séisme) à la section 3.2.1
2. La segmentation de l'image en formes d'intérêt grâce à la cartographie des échelles (pré/post-séisme) à la section 3.2.2
3. L'extraction de descripteurs géométriques, radiométriques et d'échelle pour la classification et l'appariement (pré/post-séisme) à la section 3.2.3
4. La classification des formes en bâtiments et non-bâtiments par un classificateur supervisé (pré-séisme seulement) à la section 3.2.4

La deuxième section a trait à l'appariement des formes contenues dans l'image post-événement aux bâtiments extraits de l'image pré-événement. Cette section se rapporte principalement à l'étape :

5. L'appariement des bâtiments et formes après la catastrophe à la section 3.3

La troisième et dernière section se rapporte à l'extraction de caractéristiques texturales et l'évaluation des dégâts sur les bâtiments détectés. Les étapes suivantes s'y retrouvent :

6. L'extraction de descripteurs de texture de Laws à la section 3.4.1
7. Évaluation des dégâts par classification supervisée des différences de descripteurs entre les formes pré et post-événement à la section 3.4.2

Le processus complet est représenté sous forme de pseudocode dans l'Algorithme 3.1



Algorithme 3.1 Processus global de la méthode proposée

**Détection des bâtiments et évaluation des dégâts**

**Entrées :** Image avant séisme  $I_{av}$ , Image après séisme  $I_{ap}$ , taille minimale  $min_{ce}$ , taille maximale  $max_{ce}$ , décalage  $d_{av,ap}$  entre images, étiquettes des données d'apprentissage

**Sorties :** polygones des bâtiments  $PO_b$ , polygones des dégâts  $PO_d$

- 1     **Pour** chaque image  $I_\tau$
- 2          $T_\tau$  = changer la représentation de  $I_\tau$  par FLST selon l'Algorithme 3.2
- 3          $F_\tau$  = segmenter  $I_\tau$  par cartographie des échelles selon l'Algorithme 3.4
- 4          $D_\tau(F_\tau)$  = extraire les descripteurs de formes
- 5     **Fin pour**
- 6     Classifier les formes  $F_{av}$  en bâtiments et non bâtiments
- 7     Stocker les bâtiments dans  $B_{av}$  (extraire les bâtiments sous forme de polygones  $PO_b$ )
- 8     **Pour tout** bâtiment  $b$  dans  $B_{av}$  (détails dans l'Algorithme 3.6)
- 9         Chercher les formes  $f_{ap}$  candidates pour l'appariement avec  $b$
- 10        **Pour toute** forme  $f_{ap}$  candidate  $f_{can}$
- 11            Calculer la distance entre  $f_{can}$  et  $b$
- 12        **Fin pour toute**
- 13        Stocker les couples appariés  $APP_{b,f_{ap}}$
- 14     **Fin pour tout**
- 15     **Pour tout** couple de formes  $app_{b,f_{ap}}$
- 16         Extraire les textures selon Algorithme 3.7
- 17         Calculer les différences de descripteurs selon (voir équations (3.29))
- 18         Stocker les formes de différence  $f_{diff}$  dans  $F_{diff}$
- 19     **Fin pour tout**
- 20     Classifier les formes de  $F_{diff}$  selon les trois catégories de dégâts
- 21     Stocker les dégâts sous forme de polygones avec classe dans  $PO_d$
- 22     Retourner  $PO_b$  et  $PO_d$

### 3.2 Extraction des formes et détection des bâtiments

Pour les images optiques, plusieurs prétraitements sont généralement nécessaires. Parmi ceux-ci, nous notons les corrections atmosphériques, l'orthorectification et l'amélioration du contraste. De plus, puisque l'accès à des images panchromatiques en plus d'images multibandes est possible, des techniques de « pan sharpening »<sup>6</sup> sont utilisées pour obtenir des images couleur en très haute résolution. De plus, puisque de multiples images de différentes modalités sont utilisées, il est nécessaire d'effectuer un recalage des images par rapport à une image principale afin de diminuer les erreurs d'appariement entre les formes. Pour nos travaux, nous nous limitons aux images déjà traitées et recalées. La Figure 3.2 illustre le schéma détaillé du processus d'extraction des formes à partir de l'image pré-événement et post-événement, d'où l'utilisation de la variable  $I_t$  pour signifier à la fois l'image pré-séisme ou l'image post-séisme.

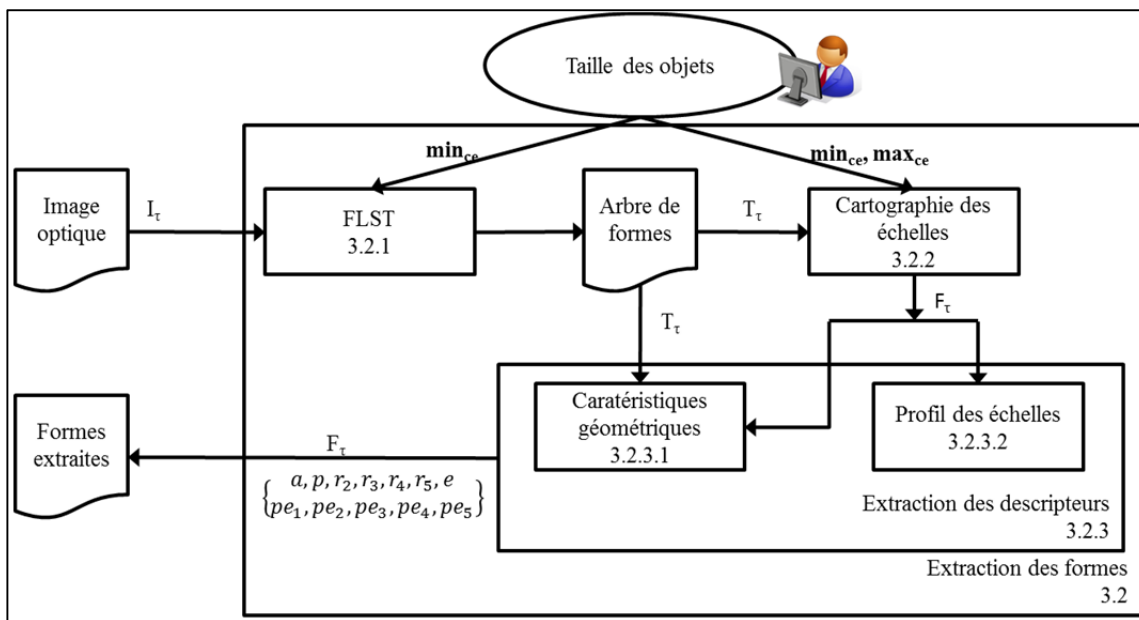


Figure 3.2 Schéma d'extraction des formes

<sup>6</sup>Pan sharpening : fusion de l'information panchromatique de haute résolution spatiale à l'information multispectrale.

Notons que les étapes de changement de représentation, de segmentation et d'extraction de descripteurs s'appliquent de la même manière à l'image post-événement et peuvent être appliquées parallèlement aux traitements de l'image pré-événement pour accélérer le processus.

### 3.2.1 Transformée rapide en lignes de niveau

Une fois les images de base prétraitées et les corrections nécessaires apportées, l'analyse multi-échelle des images est effectuée. La méthode proposée consiste à segmenter l'image originale par la FLST, qui crée une hiérarchie des objets selon leur échelle (ex : pixel → cheminée → toit → quartier → ville → région), pour ensuite effectuer la cartographie des échelles selon la méthode de Bin Luo. La FLST est basée sur les composantes connexes des ensembles de niveaux d'une image, car ces derniers permettent une meilleure compatibilité avec notre perception visuelle et ainsi facilitent la représentation des objets que l'œil peut détecter. Les définitions des composantes connexes et leurs relations se trouvent dans (Monasse, 2000). De prime abord, la FLST n'est pas à proprement parler un algorithme de segmentation classique, mais plutôt une représentation invariante au contraste sous forme d'arbre d'inclusion de formes des informations se trouvant dans l'image traitée. La Figure 3.3 donne un exemple d'une image simple composée de trois objets, de sa décomposition et de sa représentation sous forme d'arbres d'inclusion, l'un minimal et l'autre maximal. Une analyse de cette figure montre que les formes représentant les carrés sont dans l'ensemble de gauche pour le carré blanc et dans l'ensemble de droite pour le carré noir. Ceci est causé par les valeurs d'intensité des objets qui servent pour la croissance de région et pour déterminer si une région fait partie d'un ensemble de niveau supérieur ou inférieur. Pour la composition de l'arbre des niveaux supérieurs, une région A d'une intensité inférieure à l'intensité d'une région B l'englobant est considérée comme un « trou » alors que dans l'arbre des niveaux inférieurs la région A sera considérée comme une forme. Une solution à cet étalement de l'information est de ne construire qu'un seul arbre contenant à la fois les ensembles de niveaux supérieurs et les ensembles de niveaux inférieurs.

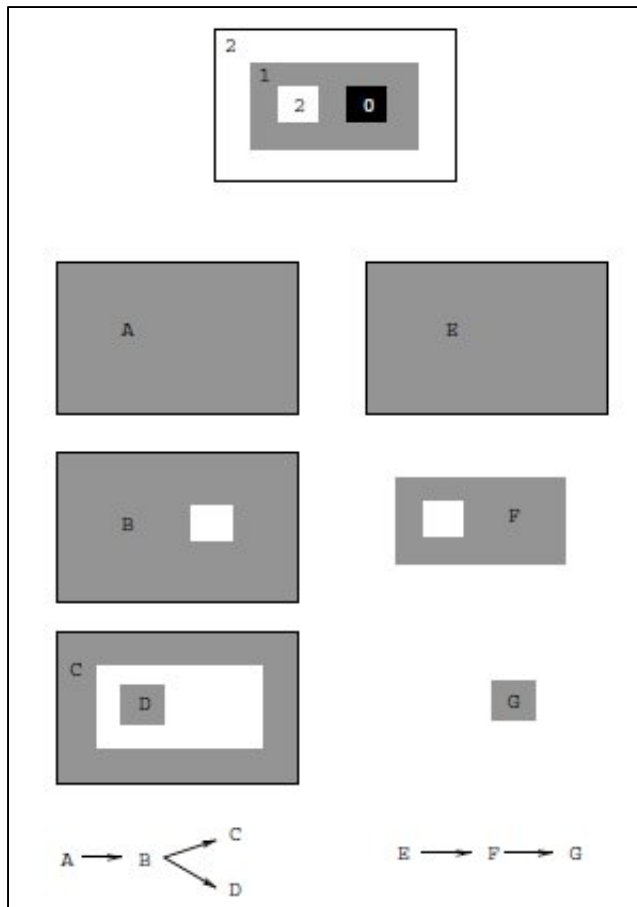


Figure 3.3 Image décomposée avec ses arbres d'inclusion  
Tiré de Monasse (2000, p. 35)

Pour ce faire, les trous des composantes connexes sont remplis par des formes. Cette solution permet de réduire la redondance et d'ajouter des liens de relation entre les objets et leurs trous. Ainsi, les composantes de différents types dont la relation précédente était « est un trou dans » devient « est contenu dans ». L'intérêt est que les objets occluants ont un effet moindre sur l'analyse. Par exemple, à l'aide d'un seul arbre d'inclusion où les trous sont bouchés, un terrain de stationnement sur lequel se trouvent des voitures de couleur claire et d'autres de couleur foncée est représenté par une forme pleine dont les enfants (branches) sont les voitures. Dans le cas de l'utilisation des arbres inférieurs et supérieurs, le stationnement est représenté par une forme parsemée de trous (les voitures de couleur foncée) dans l'arbre de niveau supérieur. Les éléments de la Figure 3.3 sont décomposés dans

la Figure 3.4 pour démontrer l'utilité d'un seul arbre d'inclusion. Les deux carrés sont maintenant facilement identifiables comme étant des formes contenues dans le rectangle gris. L'extraction d'objets et des relations entre ces objets devient alors plus simple.

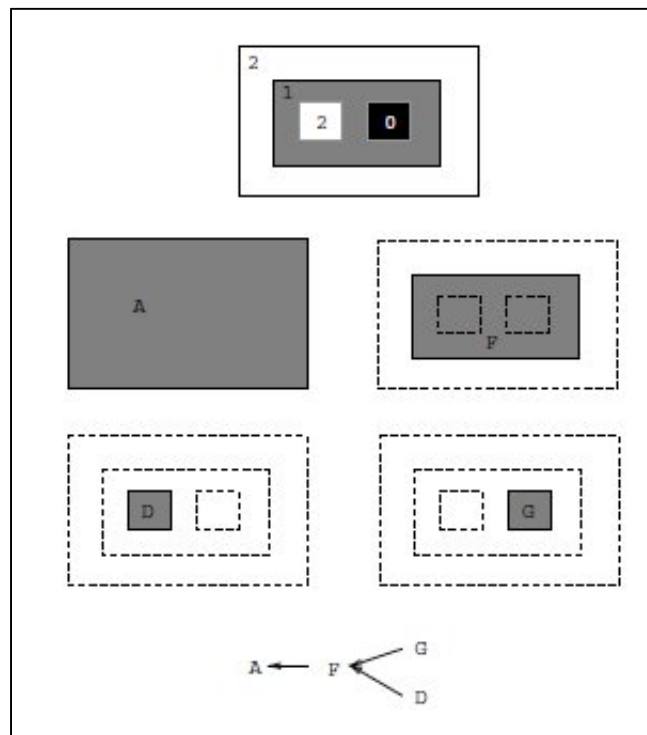


Figure 3.4 Arbre d'inclusion où les trous sont remplis  
Tiré de Monasse (2000, p. 37)

Qu'en est-il des formes en contact avec les bords de l'image? La réponse est que cela dépend de la proportion du périmètre de l'image touché par la forme. Puisque la supposition de départ est que l'image est considérée comme étant de dimension infinie à l'extérieur de son cadre, une forme qui touche à plus de 50 % du périmètre est considérée comme une forme englobant l'image dont les trous sont à remplir. Une forme de ce genre devient donc la racine de l'arbre d'inclusion avec tous ses trous remplis. La Figure 3.5 montre différentes formes (à gauche) avec leur version dont les trous sont remplis (à droite). Les deux premières formes ne touchent pas à plus de 50 % du bord alors que la troisième forme respecte ce critère et devient la racine de l'arbre d'inclusion.

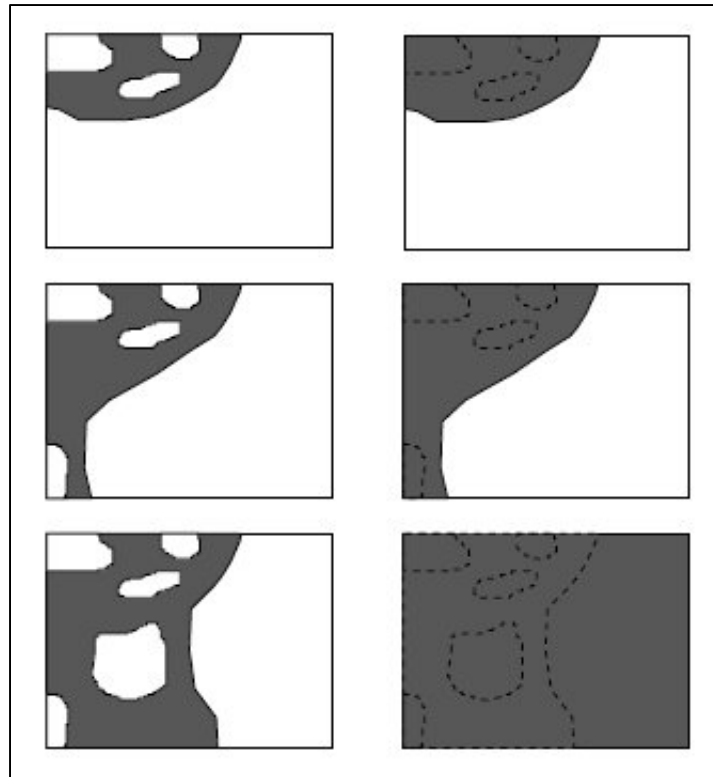


Figure 3.5 Exemple de formes rencontrant une partie du bord de l'image. Trous présents (droite) et trous bouchés (gauche)  
Tiré de Monasse (2000, p. 55)

Pour les images numériques, nous devons travailler avec des valeurs discrètes ordonnées dans un tableau bidimensionnel. Le voisinage d'un pixel peut être représenté selon deux types principaux de connexités (Voir : Figure 3.6): 8-connexité et 4-connexité (ou voisinage de Moore et voisinage de Von Neumann respectivement (Wikipedia, 2006a; 2006b)). L'utilisation de ces différents voisinages permet de déterminer comment sont construites les formes de niveau supérieures et inférieures. La 8-connexité est utilisée pour la croissance de région des formes supérieures alors que la 4-connexité est utilisée pour la croissance de région des formes inférieures. Ceci assure l'extraction de toutes les formes possibles sans dédoublements ni exclusions. Nous pouvons aussi noter que le nombre de formes pouvant être extraites ne peut dépasser le nombre de pixels. L'espace mémoire requis au maximum pour stocker l'arbre d'inclusion peut donc être prévu avant le traitement. Cela s'avère un avantage lorsqu'une gestion minutieuse des ressources est requise (par exemple, dans notre

cas, nous avons des blocs de grande taille à traiter, mais nous connaissons *a priori* la taille approximative des bâtiments à extraire, ce qui permet d'ajouter un seuil sur la taille des formes pour ainsi réduire l'espace mémoire requis et diminuer le temps de traitement).

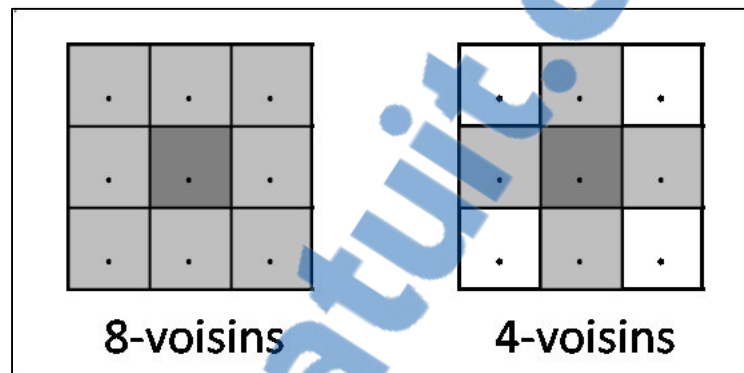


Figure 3.6 Connexités possibles pour le pixel central

À la base, la FLST ne nécessite aucun paramètre pour effectuer la transformation en lignes de niveau. Il est par contre possible de choisir une taille minimale de région pour la croissance de régions. Comme nous l'avons mentionné ci-dessus, l'ajout d'un seuil sur la taille des régions d'une valeur près de la taille en nombre de pixels des plus petits bâtiments escomptés permet de réduire considérablement la quantité de formes qui sont générées. Il s'agit d'une technique de compression des données avec une perte minimale d'information.

Le pseudocode de l'Algorithme 3.2 présente le processus global de transformation alors que le pseudocode de l'Algorithme 3.3 contient les étapes de recherche des régions extrema.

Algorithme 3.2 Transformée rapide en lignes de niveau  
Adapté de (Monasse, 2000)

**Transformée rapide en lignes de niveau**

**Entrées :** Image  $I_\tau$  (avant ou après catastrophe)

**Sorties :** Arbre hiérarchique de formes  $T_\tau$

```

1   Pour  $i = 1$  à  $N$  (où  $N$  est le nombre de pixels)
2       Si le pixel  $p_i$  n'est pas traité et  $p_i$  est extremum local alors
3           Mettre  $fin$  à faux
4           Tant que  $fin$  est faux
5                $region \leftarrow$  ExtractionExtremumRegional( $p_i$ )
6               Si  $region$  vide ou  $region$  contient un(des) trou(s) alors
7                   Mettre  $fin$  à vrai
8               Autre si  $region$  touche bordure et  $region \geq N/2$  alors
9                   Mettre racine de l'arbre à  $region$ 
10              Sinon
11                  Stocke  $region$  comme nouvelle forme dans l'arbre
12              Fin si
13          Fin tant que
14          Pour tout  $pixel$  appartenant à  $region$ 
15              Mettre valeur d'intensité au niveau courant (supprimer le pixel)
16          Fin pour tout
17      Fin si
18  Fin pour
19  Retourner l'arbre complet  $T_\tau$ 

```



Algorithme 3.3 Extraction des extrema régionaux  
Adapté de (Monasse, 2000)

**ExtractionExtremumRégional**

**Entrées :** pixel  $p$

**Sorties :** région

```

1   Mettre région vide
2   Mettre  $p$  dans la liste des voisins
3   Tant que voisins ont la même valeur d'intensité que pixel
4       Mettre les pixels voisins dans la liste des pixels à traiter  $A$ 
5       Enlever les pixels voisins de même intensité que pixel
6       Pour pixel  $q$  appartenant à la liste  $A$ 
7           Marquer  $q$  comme étant traité
8           Ajouter  $q$  à région
9           Pour tout  $q'$  4-voisin de  $q$ 
10              Ajouter  $q'$  à voisins
11          Fin pour tout
12          Si la valeur d'intensité > valeur minimum alors (région maximale)
13              Pour tout  $q'$  voisin diagonal de  $q$ 
14                  Ajouter  $q'$  diagonal à voisins
15              Fin pour tout
16          Fin si
17          Si la valeur d'intensité est entre le minimum et le maximum alors
18              Sortir et retourner une région vide (pas un extremum régional)
19          Fin si
20      Fin pour
21      Retourner région
22  Fin tant que

```

Voici les principes de fonctionnement généraux de la FLST pour représenter une image sous forme d'arbre hiérarchique de formes. L'image est parcourue pixel par pixel à partir de l'origine. La valeur d'intensité du pixel courant est comparée avec ses voisins (8-voisins ou 4-voisins selon que la région est supérieure ou inférieure respectivement) pour trouver un extremum local. Lorsque celui-ci est trouvé, la croissance de région débute. Tant que les valeurs des voisins sont similaires (c'est-à-dire comprises entre la valeur initiale de la région et la valeur de la région sous-jacente), la croissance de région s'effectue. Lorsqu'une région ne peut plus croître et qu'elle est une région extremum (son intensité est plus haute ou plus basse que l'intensité de tous les pixels l'entourant), elle est étiquetée comme forme candidate. La croissance de région reprend à la frontière de la région précédente et se poursuit pour déterminer la forme parente à celle-ci. Ce processus est répété tant qu'il est possible de trouver des régions parentes pouvant être des formes candidates. Le parcours de l'image est ensuite repris pour trouver d'autres hiérarchies de formes. Lorsque tous les pixels ont été explorés une fois, l'arbre de formes est complété avec les pixels (ou formes les plus petites auxquelles appartiennent les pixels) qui sont les feuilles et la racine qui est une forme contenant l'ensemble de l'image. Pour illustrer concrètement le fonctionnement de la FLST, nous utilisons des exemples basés sur une image satellite réelle. L'image de la Figure 3.7 est une sous-région d'une image GeoEye de l'aéroport de Rockhampton en Australie (a).

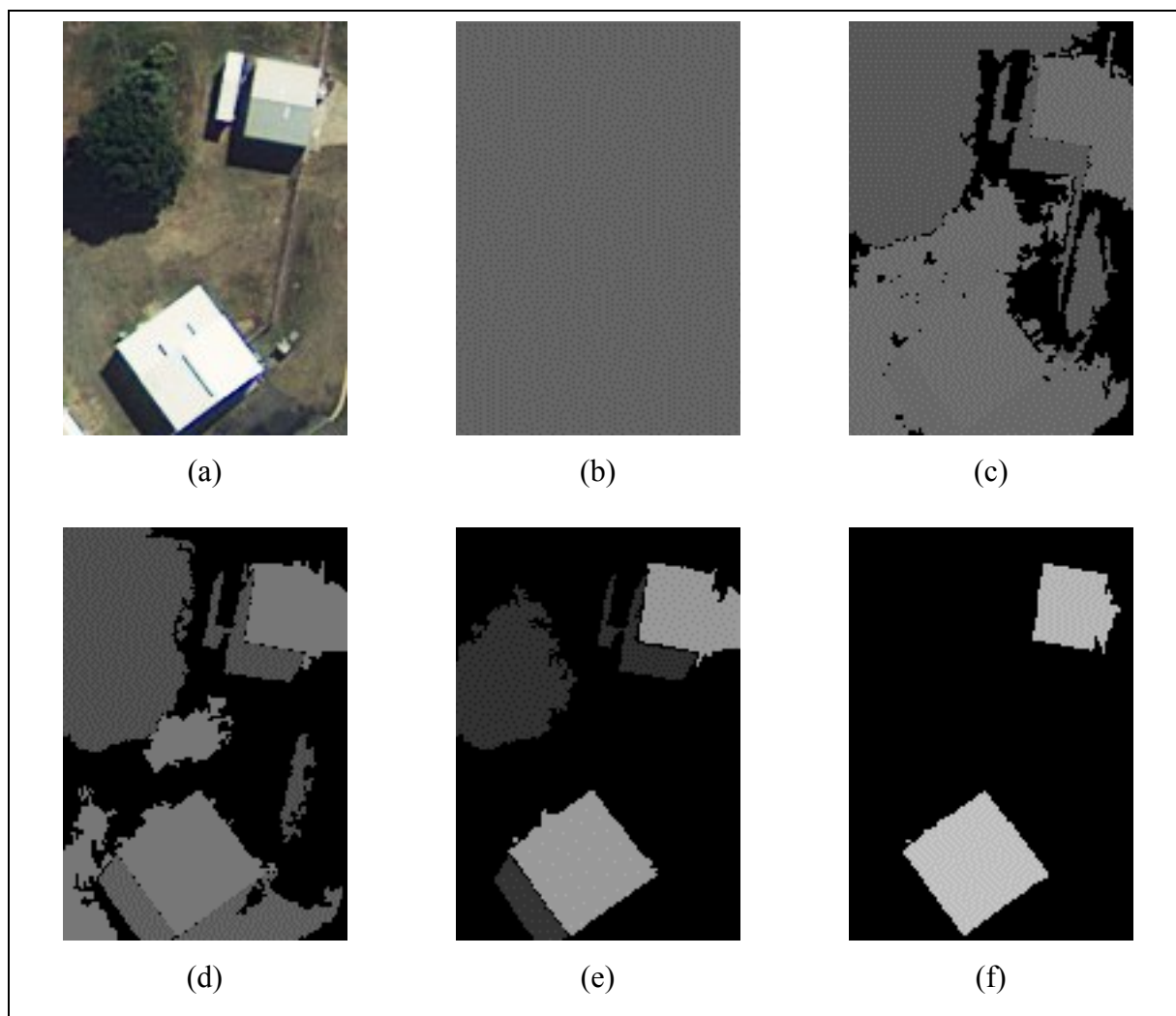


Figure 3.7 Exemple réel de la décomposition d'une image en arbre hiérarchique  
Adapté de (DigitalGlobe, 2013)

L'arbre de cette image contient 129 niveaux dont la plupart contiennent plusieurs formes distinctes. Certains niveaux de l'arbre généré par cette image sont affichés dans cette figure. Tout d'abord, le niveau de la racine contient l'image entière (b). Dès le dixième niveau de l'arbre, on voit une démarcation entre les zones entourant l'arbre et les deux bâtiments (c). Plus nous descendons dans l'arbre, plus les formes principales se distinguent (d). Au cinquantième niveau, les deux bâtiments, leurs ombres et l'arbre sont clairement segmentés (e). Dans les niveaux inférieurs les pixels sont regroupés en formes simples selon l'intensité du niveau de gris (f).

Afin d'alléger l'arbre hiérarchique et pour simplifier le parcours et les explications, nous avons généré une image simplifiée à partir de l'image de la Figure 3.7 (a). La Figure 3.8 montre cette image simplifiée. Chaque objet d'intérêt est représenté par une valeur unique d'intensité sur toute sa surface et les objets similaires (comme l'ombre) ont une valeur identique d'intensité entre 0 et 255. La Figure 3.9, la Figure 3.10 et la Figure 3.11 contiennent le parcours complet de l'image simplifiée ainsi que l'arbre de formes résultant.

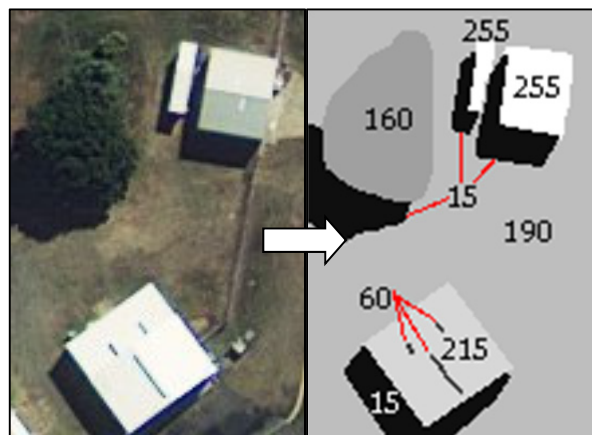


Figure 3.8 Image satellitaire simplifiée  
Adapté de (DigitalGlobe, 2013)

Les explications des différentes étapes sont décrites ici.

En (a) de la Figure 3.9, l'image est parcourue pixel par pixel jusqu'à l'extremum local A (valeur de 190). La croissance de région débute et nous n'obtenons pas une région extremum puisque la forme débutant au pixel B a une valeur inférieure et la forme débutant au pixel D a une valeur supérieure. Le parcours de l'image est donc poursuivi au point B où la croissance de région trouve la forme de valeur 160 qui n'est pas non plus une région extremum. Le pixel C retrouve la même région de valeur 190 et le parcours reprend au pixel D. Ce dernier appartient à une région de valeur extrême (255) et devient la première forme de l'arbre. La forme est retirée de l'image en changeant sa valeur à celle de la forme adjacente dont la différence de valeur est minimale (190).

En (b), le parcours aboutit au pixel E qui appartient lui aussi à une région de valeur extrême (255) qui devient la seconde forme de l'arbre au même niveau que la forme précédente. Encore une fois, la forme est supprimée de l'image en mettant sa valeur égale à celle de la forme adjacente avec la valeur la plus près (190).

En (c) et en (d), les formes représentant l'ombre des bâtiments sont des minima régionaux et deviennent deux nouvelles formes dans l'arbre.

En (e) de la Figure 3.10, la forme d'ombre débutant au pixel H est un minima régional et devient une forme placée initialement au même niveau que les autres. Cette forme est retirée en mettant sa valeur à la forme dont la valeur est la plus près (soit l'arbre à 160).

En (f), la forme dont la valeur de 160 est maintenant un minima régional par rapport à la forme adjacente dont la valeur est 190. Elle est donc insérée dans l'arbre et la forme ajoutée en (e) devient enfant de ce nœud de l'arbre.

En (g), le pixel J est un maxima local qui entraîne la croissance de région sur la forme représentant le bâtiment. Ce dernier ayant des trous (régions de valeur moins élevée), la forme n'est pas insérée dans l'arbre et le parcours de l'image reprend jusqu'au pixel K qui débute une région extrême qui est ajoutée à l'arbre hiérarchique.

En (h), un autre trou est bouché sur la forme bâtiment en l'ajoutant à l'arbre et en remplaçant sa valeur dans l'image par la valeur de la forme l'englobant (215).

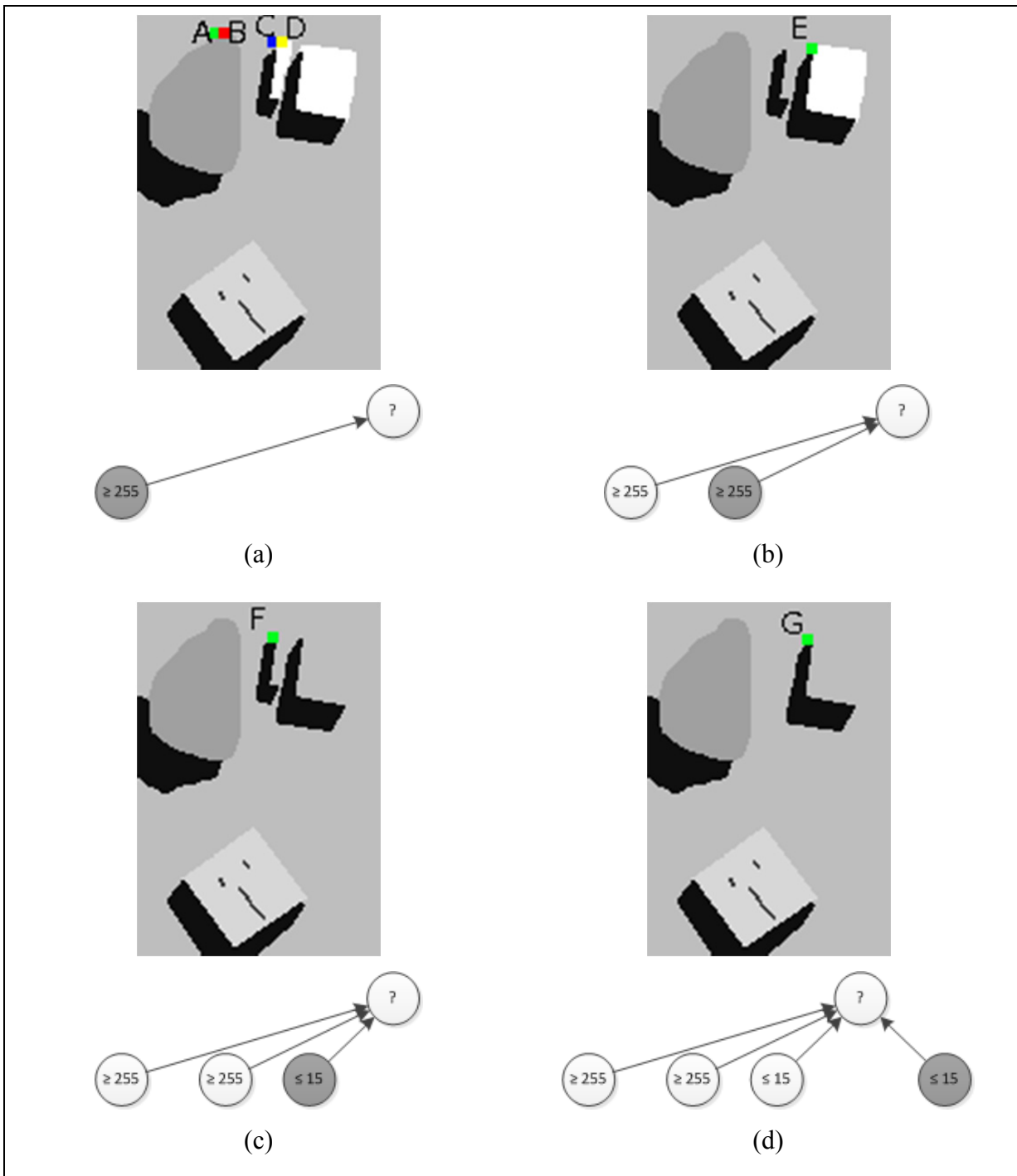


Figure 3.9 Étapes de parcours de l'image par FLST (1 de 3)

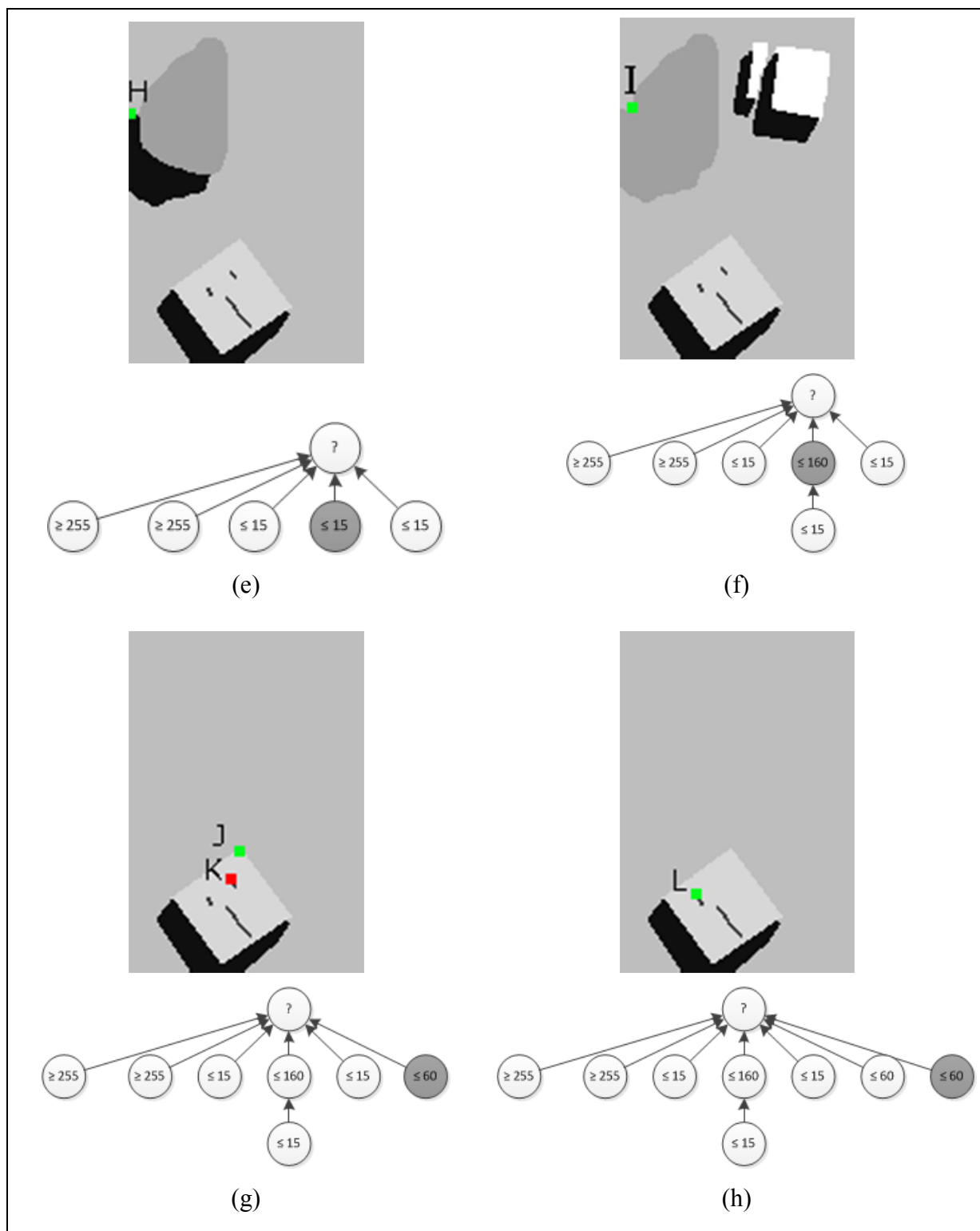


Figure 3.10 Étapes de parcours de l'image par FLST (2 de 3)

En (i) de la Figure 3.11, l'ombre débutant au pixel M est parcourue et est un minima régional. La forme est donc insérée dans l'arbre et est effacée de l'image.

En (j), le trou débutant au pixel N est bouché comme en (h).

En (k), la forme bâtiment avec ses trous bouchés est maintenant un maxima régional sans trou et peut être ajouté à l'arbre. Les trois formes intérieures dont la valeur est de 60 deviennent par conséquent des enfants de cette nouvelle forme.

En (l) finalement, il ne reste plus qu'une forme touchant à plus de 50% du bord de l'image qui devient ainsi la racine de l'arbre hiérarchique et complète la FLST.

Afin de bien montrer qu'il s'agit d'un processus réversible et qu'aucune information n'est perdue, nous présentons à la Figure 3.12 les trois niveaux de l'arbre et l'image recomposée pour chacun de ces niveaux. Les formes présentes dans chaque niveau sont encadrées en vert afin d'augmenter la visibilité pour les formes peu contrastées. Nous remarquons que toutes les formes extraites lors du changement de représentation sont belles et bien conservées.

De plus, comme cet exemple simple le démontre, la FLST est naturellement adaptée à la segmentation d'objets que l'œil décèle habituellement de manière automatique. Nous croyons donc qu'il s'agit d'une transformation judicieuse pour la détection des bâtiments qui font généralement partie d'une hiérarchie similaire d'une région à l'autre (éléments de toit → toit → cour → quartier). Une fois l'arbre hiérarchique créé, nous devons donc appliquer des traitements favorisant la segmentation de l'image en objets significatifs dont les caractéristiques permettront de différencier les bâtiments des autres éléments. Pour remplir cette fonction, nous choisissons la cartographie des échelles de Bin Luo (Luo et al., 2007a).



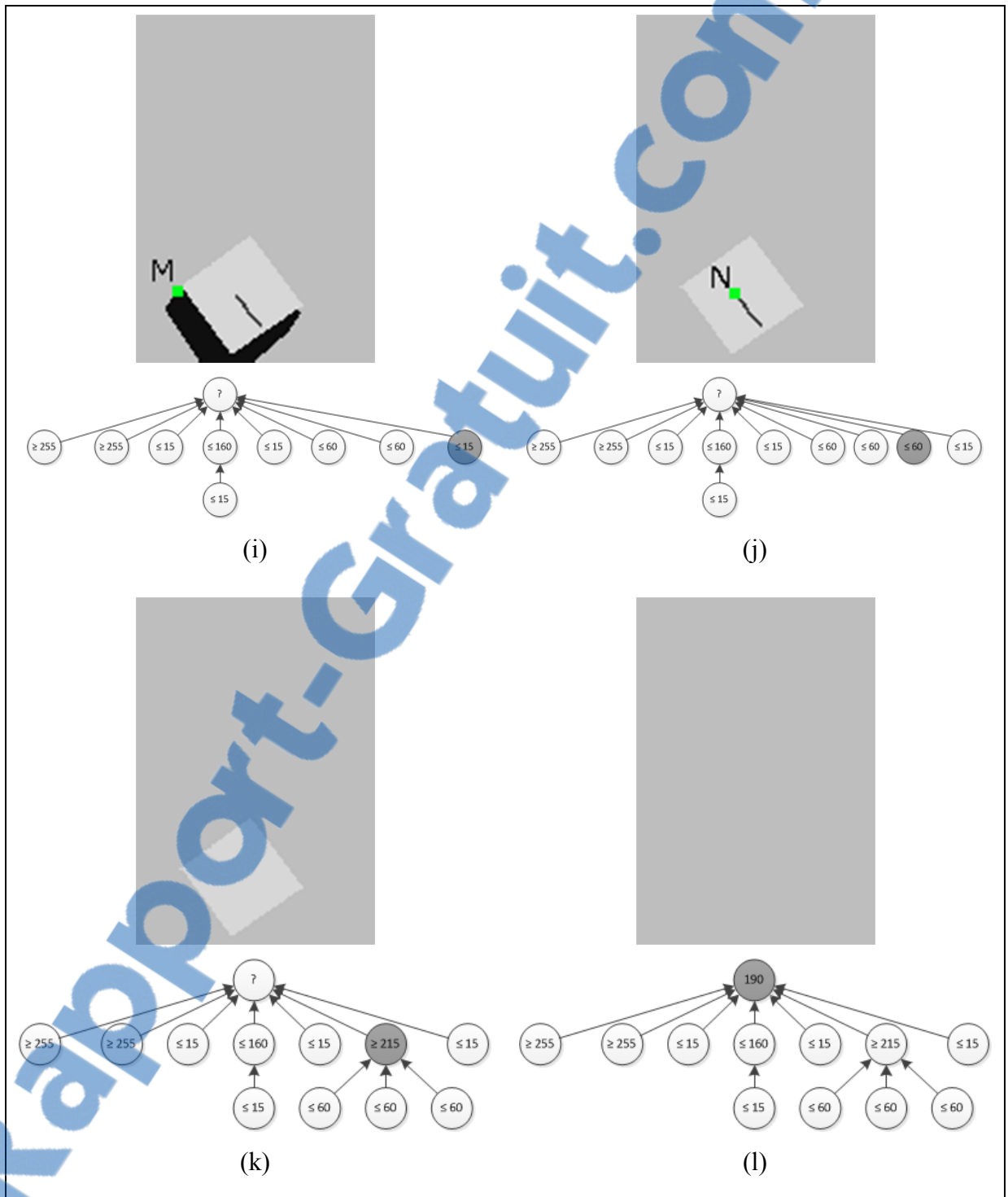


Figure 3.11 Étapes de parcours de l'image par FLST (3 de 3)

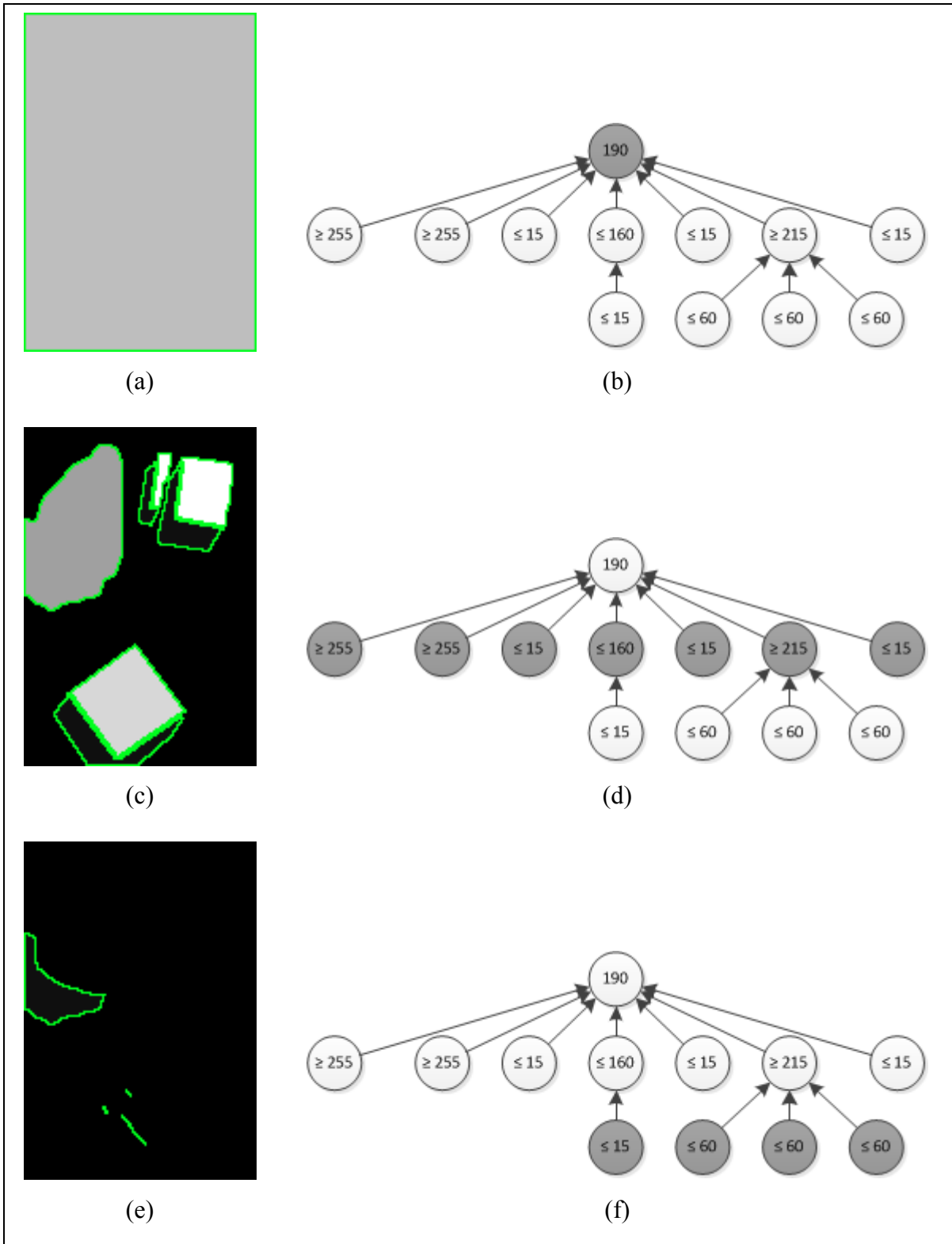


Figure 3.12 Niveaux de l'arbre g n r e   partir de l'image simplifi e

### 3.2.2 Cartographie des échelles

La cartographie des échelles d'une image permet d'associer à chaque pixel la forme la plus contrastée le contenant en considérant la géométrie des formes, ce qui permet de déterminer les types de formes à extraire. Initialement, les travaux de Bin Luo portaient sur l'évaluation d'une échelle globale d'une image qui correspond à la taille moyenne des objets prépondérants de celle-ci. Ceci permet entre autre l'indexation d'images et la comparaison d'images d'une même région captées à différentes résolutions spatiales. L'objectif visé par la cartographie des échelles est de rendre l'échelle caractéristique locale plutôt que globale en calculant une échelle pour chaque pixel selon la forme à laquelle il appartient. Un exemple de cartographie des échelles appliquée sur un quartier du centre de Port-au-Prince à Haïti est montré à la Figure 3.13. Un ratio de la surface par rapport au périmètre sert de qualificateur d'échelle. Dans le cas présent, la couleur d'une forme représente son échelle selon ce ratio pour des valeurs près de zéro jusqu'à huit. Ces valeurs de ratio sont déterminées selon les formes extraites présentes dans l'image. Nous pouvons rapidement constater que de nombreux bâtiments ont une valeur d'échelle élevée alors que les routes ont une valeur d'échelle basse. Les zones d'ombre forment des objets facilement identifiables par inspection visuelle. Il est normal que les zones d'ombre créent des objets distincts puisqu'il existe un fort contraste entre ces régions et celles avoisinantes. Nous expliquons d'ailleurs dans cette section comment sont déterminées les formes sur lesquelles l'échelle est calculée.

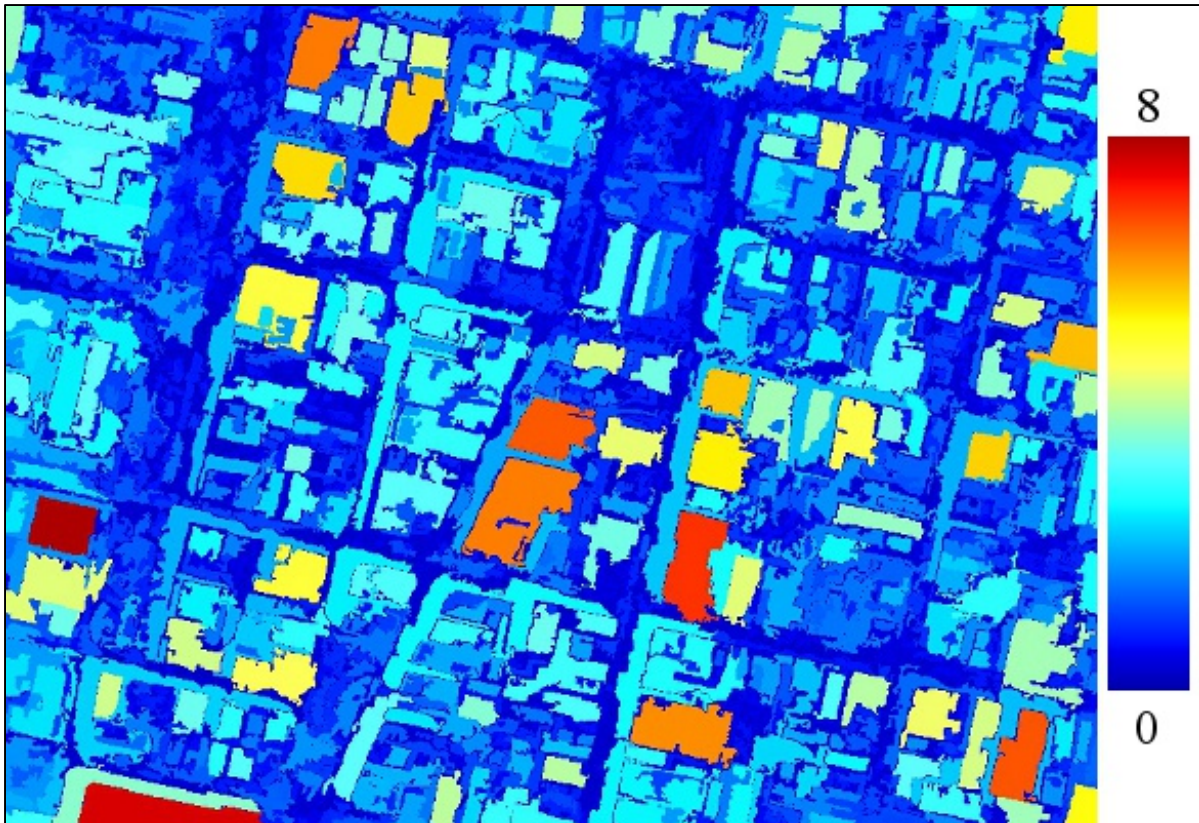


Figure 3.13 Exemple de cartographie des échelles sur un quartier de Port-au-Prince

La cartographie des échelles est basée sur la carte topographique d'une image (Caselles et Monasse, 2009). Cette carte est composée des lignes de niveau d'une image. La FLST permet d'obtenir les composantes connexes de cette carte topographique et est donc utilisée en premier lieu. Afin de calculer l'échelle des formes d'une image, il est nécessaire de déterminer sur quelles formes appliquer le calcul. L'Algorithme 3.4 contient les détails du processus de segmentation par cartographie des échelles. Quelques définitions sont requises. Premièrement, l'ensemble des formes  $f_i(p)$  contenant un pixel  $p$  est défini comme  $\{f_i(p)\}_{i \in A(p)}$  avec  $A(p)$  un ensemble d'indices respectant la règle  $f_i(p) \subset f_{i+1}(p)$ . Deuxièmement,  $S(f_i)$  est la surface,  $P(f_i)$  est le périmètre et  $I(f_i)$  est le niveau de gris associé à la forme lors de la FLST.

Algorithme 3.4 Segmentation par cartographie des échelles

**Segmentation par cartographie des échelles**

**Entrées :** l'arbre hiérarchique  $T_\tau$  représentant l'image  $I_\tau$ , taille minimale  $min_{ce}$ , taille maximale  $max_{ce}$

**Sorties :** l'ensemble de formes segmentées  $F_\tau$ , l'ensemble des profils d'échelle  $PE_\tau(F_\tau)$

```

1   Pour tout pixel  $p$  (feuilles de l'arbre  $T_\tau$ )
2        $i = 0$ 
3       Tant que la surface  $S$  de la forme de niveau  $i$   $f_i(p) \leq max_{ce}$ 
4           Si la surface  $S$  de  $f_i(p) \geq min_{ce}$ 
5               Si la surface  $S(f_{i+1}(p)) \leq S(f_i(p)) + \lambda_{ce}P(f_i(p))$ 
6                   Cumuler le contraste  $\bar{C}(f_i(p)) = \bar{C}(f_i(p)) + C(f_i(p))$ 
7               Sinon
8                   Calculer le contraste  $C(f_i(p)) = |I(f_{i+1}(p)) - I(f_i(p))|$ 
9               Fin si
10              Appliquer le critère de régularisation (équation (3.4))
11          Fin si
12      Fin tant que
13      Extraire la forme la plus contrastée  $\hat{f}_c(p)$  et la stocker dans  $F_\tau$ 
14  Fin pour tout
15  Pour tout pixel  $p$  (feuilles de l'arbre  $T_\tau$ )
16      Si la majorité des voisins de  $p$  sont associés à une forme différente de  $\hat{f}_c(p)$ 
17          Changer la forme de  $p$  à celle des voisins (filtrage des points aberrants)
18      Fin si
19  Fin pour tout
20  Retourner l'ensemble des profils d'échelle  $PE_\tau(F_\tau)$ 
21  Retourner l'ensemble de formes  $F_\tau$ 

```

La méthode proposée utilise le contraste entre les formes d'une hiérarchie. Ce contraste  $C(f_i)$  est la valeur absolue de la différence de niveau de gris entre deux formes consécutives dans l'arbre (voir : équation (3.1)). Initialement, la forme dont le contraste est le plus élevé devient la forme associée au pixel et sur laquelle l'échelle est calculée. Cette façon de procéder n'est pas suffisante pour les images naturelles en général et satellitaires dans notre cas, car la méthode d'acquisition cause un flou sur les bords des objets. Ce flou et la présence de bruit font en sorte qu'il n'est pas possible de garantir que la forme conservée n'est pas du bruit ou un contour flou affecté par le bruit.

$$C(f_i) = |I(f_{i+1}) - I(f_i)| \quad (3.1)$$

Pour pallier à ce problème, un filtrage adaptatif de l'arbre hiérarchique est proposé par Bin Luo. Il s'agit de cumuler le contraste des formes suffisamment proches et similaires les unes par rapport aux autres dans la hiérarchie associée à un pixel. Ce filtrage tient compte de la géométrie des formes en cumulant des contrastes lorsque la condition suivante est respectée :

$$S(f_{i+1}) - S(f_i) \leq \lambda_{ce} P(f_i) \quad (3.2)$$

La valeur de  $\lambda_{ce}$  représente la distance entre les lignes de niveaux d'un contour flou d'une forme. Le contraste cumulé est donc défini par :

$$\bar{C}(f_i) = \sum_{k=a(i)}^i C(f_k) \quad (3.3)$$

$$a(i) = \min\{j | \forall k = j + 1, \dots, i, S(f_k) - S(f_{k-1}) \leq \lambda_{ce} P(f_{k-1})\}$$

Pour favoriser l'extraction de formes utiles pour la détection de bâtiments, la sélection de la forme la plus contrastée d'un pixel n'est pas suffisante. Un critère de régularité  $T(f_i)$  permet de définir la forme la plus pertinente d'un pixel selon l'équation (3.4). Il s'agit de multiplier le contraste cumulé d'une forme par le ratio entre la surface et le périmètre contrôlé par un

paramètre  $\gamma_{ce}$  de pondération. Pour  $\gamma_{ce} = 0$ , seul le contraste est considéré alors que lorsque  $\gamma_{ce} > 0$ , le critère de régularité est considéré dans le calcul.

$$T(f_i) = \bar{C}(f_i) \times \left( \frac{S(f_i)}{P(f_i)^2} \right)^{\gamma_{ce}} \quad (3.4)$$

La forme la plus pertinente  $\hat{f}_c(x)$  d'un pixel peut ensuite simplement être sélectionnée en prenant la forme pour laquelle la valeur de  $T(f_i)$  est maximale (Voir : équation (3.5)).

$$\hat{f}_c(x) = \mathit{argmax}_{i \in N} T(f_i) \quad (3.5)$$

Advenant le cas où plusieurs formes candidates ont la même valeur maximale, la forme dont l'indice est le plus petit (donc la forme la plus près du pixel dans la hiérarchie) est retenue. Les formes contrastées strictement incluses dans  $\hat{f}_c(x)$  sont retirées selon la formule de l'équation (3.6) pour éviter que la surface des structures fines, telle qu'une route, contienne la surface des bâtiments qu'elle entoure.

$$\tilde{f}(x) = \hat{f}(x) \setminus \bigcup \hat{f}(y), \hat{f}(y) \subset \hat{f}(x) \quad (3.6)$$

Lorsque la forme la plus pertinente d'un pixel est déterminée, nous devons ensuite définir l'échelle de ce pixel. Puisque l'objectif est la détection de bâtiments et que ceux-ci sont généralement compacts et réguliers, l'échelle du pixel devrait être plus grande pour ce genre de formes que pour les formes irrégulières ayant une surface équivalente. L'échelle est donc définie selon l'équation :

$$\bar{E}(x) = S(\tilde{f}(x)) / P(\tilde{f}(x)) \quad (3.7)$$

Quatre paramètres déterminent la cartographie des échelles : la taille minimale des formes ( $min_{ce}$ ) en  $\text{pixel}^2$ , la taille maximale des formes ( $max_{ce}$ ) en  $\text{pixel}^2$ , la distance entre les contours flous ( $\lambda_{ce}$ ) en pixel et la pondération du critère de régularité des formes ( $\gamma_{ce}$ ). Les

deux premiers critères sont déterminés selon des observations faites sur des bâtiments de l'image par un photo-interprète alors que les deux derniers ont des valeurs d'usage de 1, suffisantes dans la majorité des cas (Luo, 2007, pp. 116,129). *A priori*, les paramètres de taille ne sont pas nécessaires puisque l'algorithme peut très bien extraire les formes les plus pertinentes sans cela. Par contre, dans le cas précis de la détection des bâtiments, le photo-interprète peut les utiliser pour guider l'extraction et augmenter son taux de succès. En effet, si celui-ci constate que le plus grand bâtiment de l'image a, par exemple, une surface de 10 000 pixels carrés, mettre  $max_{ce}$  à 10 000 évitera de considérer les formes plus grandes auxquelles appartiennent les pixels du dit bâtiment, comme un terrain de stationnement entourant ce dernier.

Puisque cet algorithme de segmentation nécessite quelques paramètres, nous présentons ici nos tests de sensibilité sur ces paramètres, soient :  $min_{ce}$ ,  $max_{ce}$ ,  $\lambda_{ce}$  et  $\gamma_{ce}$ . Nous évaluons la sensibilité sur **l'échelle des formes** présentées à la Figure 3.14 (une image Quickbird multispectrale montrant la cathédrale Notre-Dame de l'Assomption à Port-au-Prince en Haïti avant le tremblement de terre du 12 janvier 2010) et sur le nombre de formes générées selon les valeurs des paramètres. Les objets pour lesquels les tests sont présentés dans les figures subséquentes sont identifiés par couleur pour le type (bleu pour bâtiment, vert pour végétation, noir pour ombre et gris pour route) et par une lettre pour les lier aux résultats. Le Tableau 3.1 et le Tableau 3.2 contiennent les résultats pour les paramètres de taille minimale et maximale des objets respectivement. Pour chaque valeur de paramètre, la première colonne représente l'échelle obtenue pour l'objet et la seconde représente la différence positive ou négative par rapport aux échelles obtenues avec notre ensemble de paramètres de départ {75, 3575, 1, 1}. La Figure 3.15 et la Figure 3.16 montrent le résultat de segmentation des formes selon les valeurs de taille (10, 50, 75, 150) et (2000, 3000, 3575, 10 000) respectivement. Nous remarquons d'abord que pour une valeur minimale de 10 pixels, les formes représentant des segments de route et de la végétation sont affectées. Les autres valeurs prises dans un intervalle raisonnable autour de notre valeur de choix (75 pixels) n'ont aucun effet sur les formes évaluées, mais changent évidemment la quantité de formes générées. Pour ce qui est des valeurs maximales de taille, seules les formes dont la taille est



proche du seuil sont affectées négativement ou positivement selon que la valeur de seuil est plus petite ou plus grande que notre valeur de choix (3575 pixels).



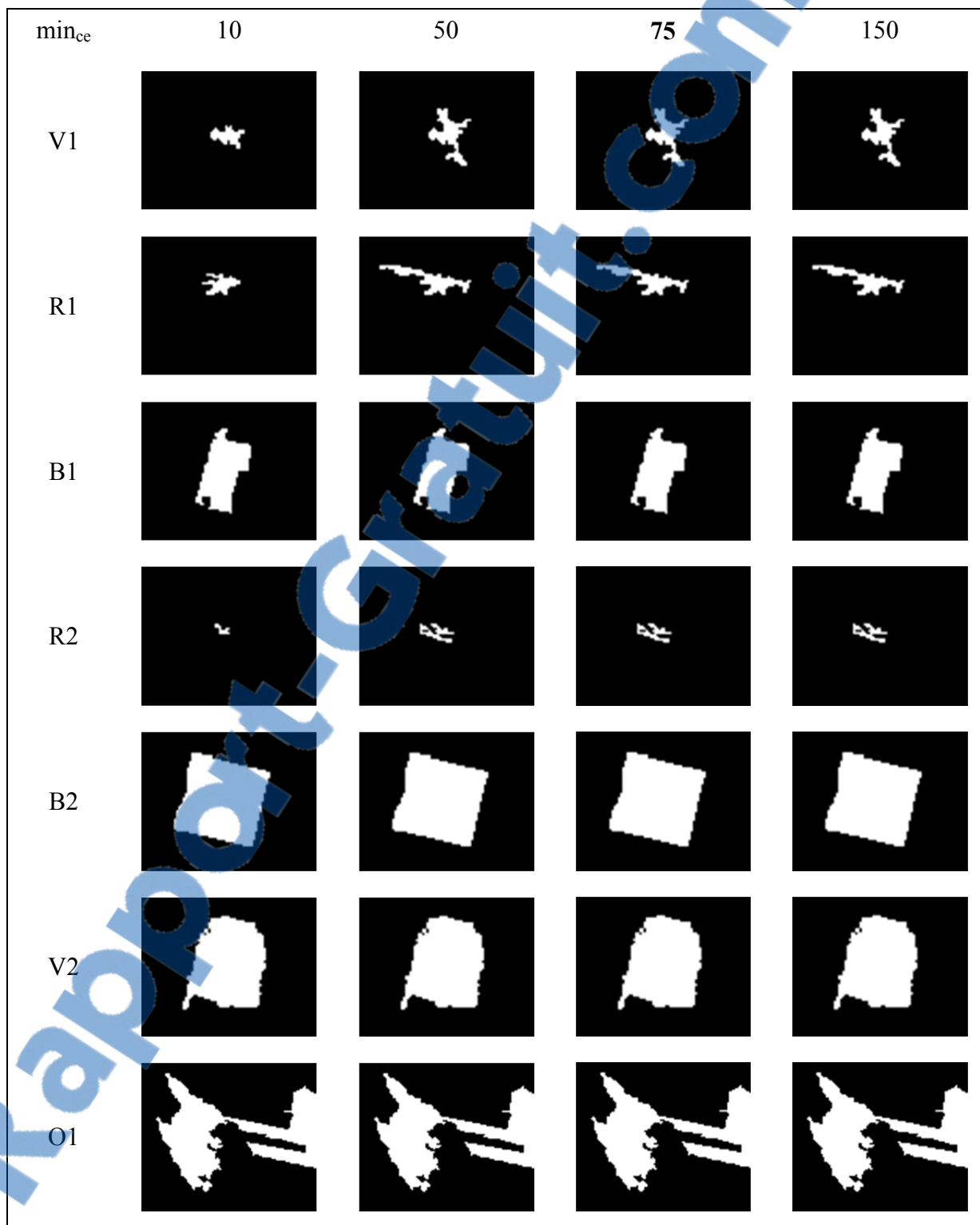
Figure 3.14 Objets sur lesquels la sensibilité des paramètres est évaluée avec R pour les routes, B pour les bâtiments, V pour la végétation et O pour les ombres

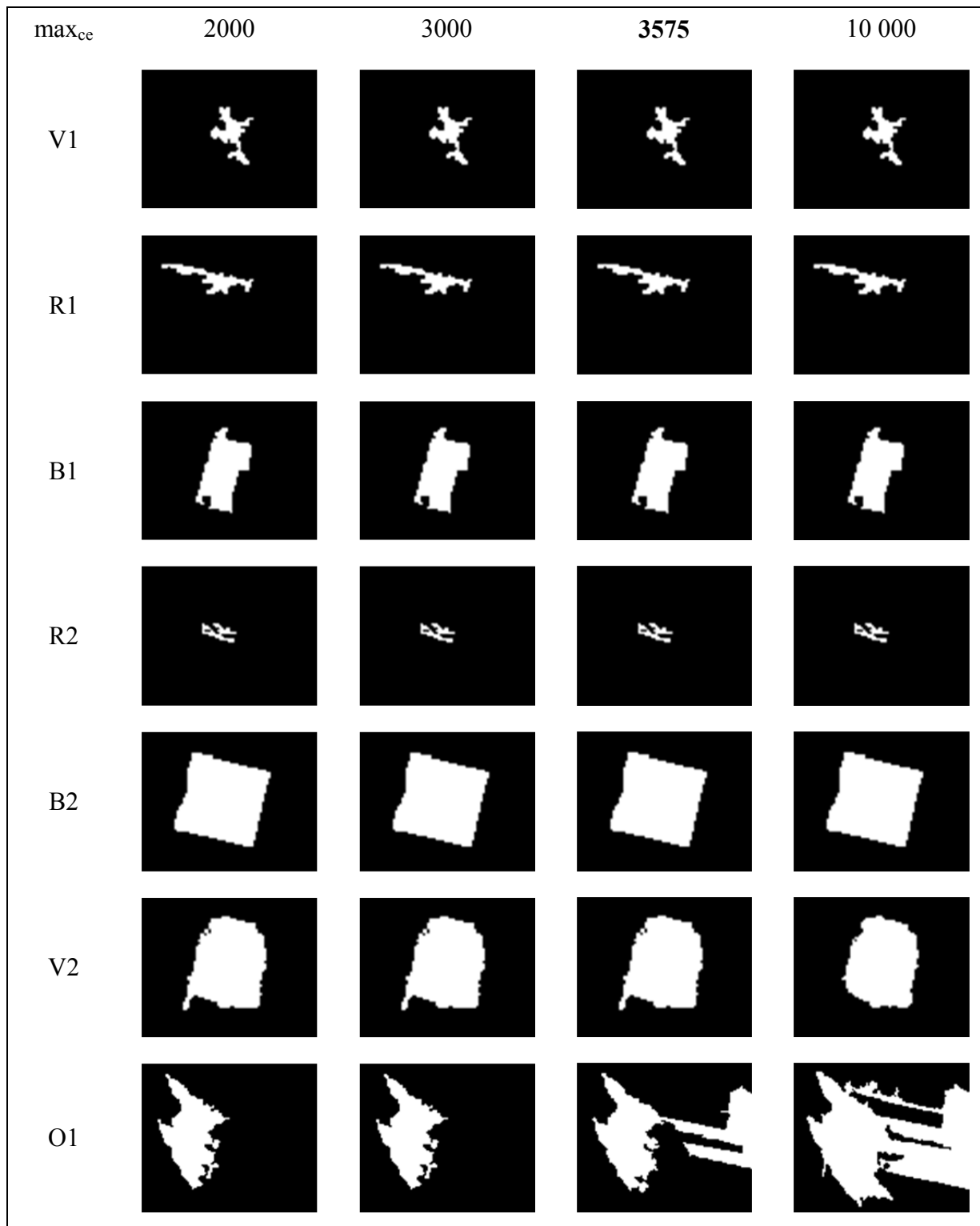
Tableau 3.1 Analyse de sensibilité pour la segmentation -  $\min_{ce}$ 

$\min_{ce}$	10		50		75		150	
Nombre de formes	5617	4355	1639	377	1262	-	764	-498
V1	<b>1,45161</b>	0,00580	1,44581	0,00000	1,44581	-	1,44581	0,00000
R1	<b>1,04000</b>	-0,36299	1,40299	0,00000	1,40299	-	1,40299	0,00000
B1	4,05674	0,00000	4,05674	0,00000	4,05674	-	4,05674	0,00000
R2	<b>1,00000</b>	0,02977	0,97023	0,00000	0,97023	-	0,97023	0,00000
B2	7,90805	0,00000	7,90805	0,00000	7,90805	-	7,90805	0,00000
V2	6,58421	0,00000	6,58421	0,00000	6,58421	-	6,58421	0,00000
O1	4,13292	0,00000	4,13292	0,00000	4,13292	-	4,13292	0,00000

Tableau 3.2 Analyse de sensibilité pour la segmentation -  $\max_{ce}$ 

$\max_{ce}$	2000		3000		3575		10 000	
Nombre de formes	1251	-11	1264	2	1262	-	1279	17
V1	1,44581	0,00000	1,44581	0,00000	1,44581	-	1,44581	0,00000
R1	1,40299	0,00000	1,40299	0,00000	1,40299	-	1,40299	0,00000
B1	4,05674	0,00000	4,05674	0,00000	4,05674	-	4,05674	0,00000
R2	0,97023	0,00000	0,97023	0,00000	0,97023	-	0,97023	0,00000
B2	7,90805	0,00000	7,90805	0,00000	7,90805	-	7,90805	0,00000
V2	6,58421	0,00000	6,58421	0,00000	6,58421	-	<b>7,07362</b>	0,48941
O1	<b>4,31765</b>	0,18473	<b>4,31765</b>	0,18473	4,13292	-	<b>5,34664</b>	1,02899

Figure 3.15 Formes segmentées selon paramètres -  $\min_{ce}$

Figure 3.16 Formes segmentées selon paramètres -  $\max_{ce}$

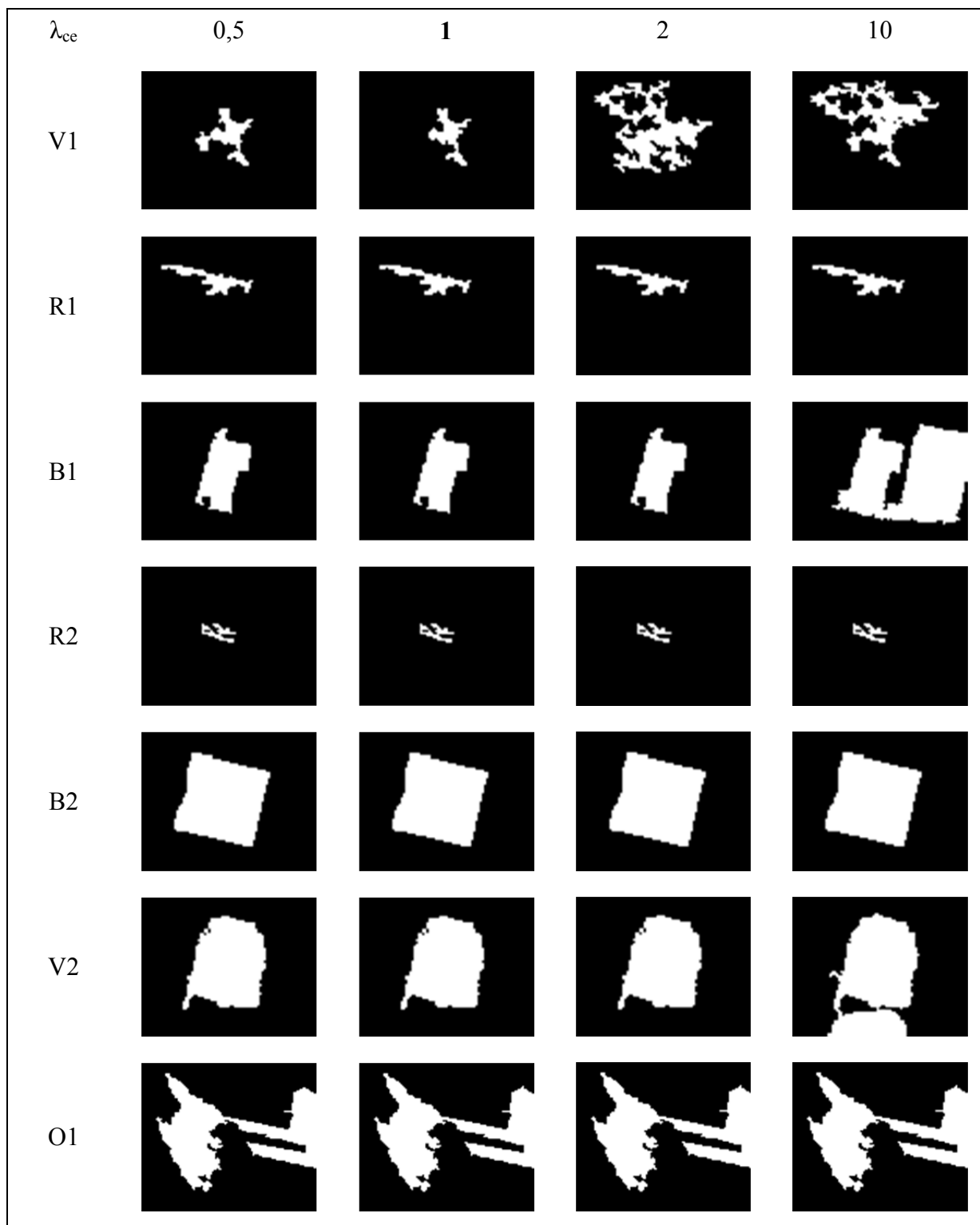
Regardons maintenant l'effet des deux autres paramètres,  $\lambda_{ce}$  et  $\gamma_{ce}$ . Le Tableau 3.3 et le Tableau 3.4 présentent les résultats numériques alors que la Figure 3.17 et la Figure 3.18 contiennent les résultats visuels obtenus en variant la valeur des paramètres. Nous constatons que le paramètre de flou  $\lambda_{ce}$  affecte principalement les formes contenant de la végétation. Nous nous attendons à ce résultat puisque la délimitation entre un arbre et son voisin est beaucoup moins claire dans les images satellitaires que la délimitation entre deux bâtiments. Des valeurs extrêmes (par exemple, 10) peuvent aussi nuire aux bâtiments rapprochés. Pour ce qui est du paramètre de compacité, son impact est aussi plus important sur la végétation puisque ces formes sont moins structurées.

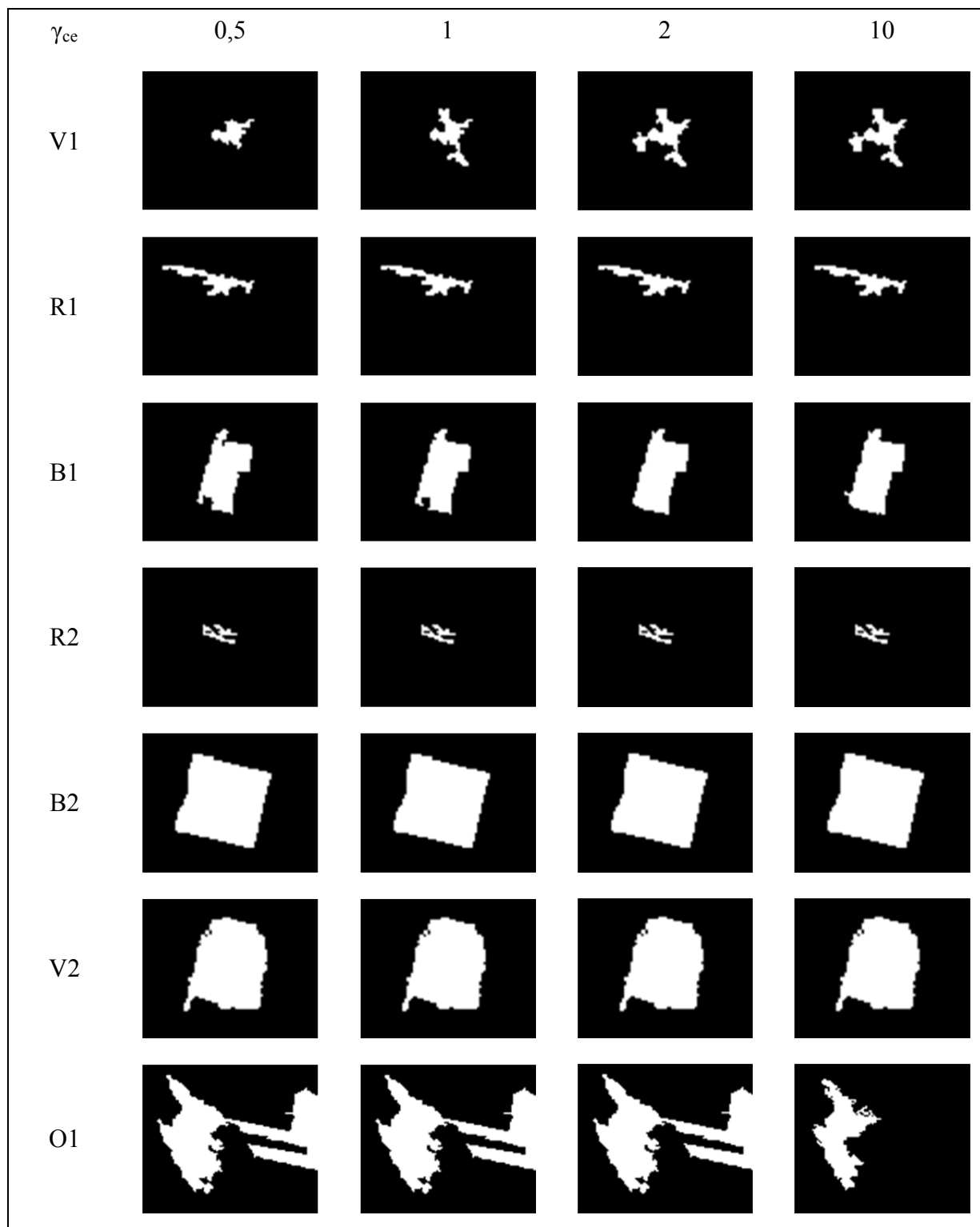
Tableau 3.3 Analyse de sensibilité pour la segmentation -  $\lambda_{ce}$

$\lambda_{ce}$	0,5		1		2		10	
Nombre de formes	1412	150	1262	-	1083	-179	662	-600
V1	<b>1,59868</b>	0,15287	1,44581	-	<b>1,52019</b>	0,07438	<b>1,63178</b>	0,18597
R1	1,40299	0,00000	1,40299	-	1,40299	0,00000	1,40299	0,00000
B1	4,05674	0,00000	4,05674	-	4,05674	0,00000	<b>5,44698</b>	1,39024
R2	0,97023	0,00000	0,97023	-	0,97023	0,00000	0,97023	0,00000
B2	7,90805	0,00000	7,90805	-	7,90805	0,00000	7,90805	0,00000
V2	6,58421	0,00000	6,58421	-	6,58421	0,00000	<b>7,11111</b>	0,52690
O1	<b>4,08178</b>	-0,05114	4,13292	-	4,13292	0,00000	4,13292	0,00000

Tableau 3.4 Analyse de sensibilité pour la segmentation -  $\gamma_{ce}$ 

$\gamma_{ce}$	0,5		1		2		10	
Nombre de formes	1198	-64	1262	-	1326	64	1385	123
V1	<b>1,39225</b>	-0,05356	1,44581	-	<b>1,59868</b>	0,15287	<b>1,59868</b>	0,15287
R1	1,40299	0,00000	1,40299	-	1,40299	0,00000	1,40299	0,00000
B1	<b>3,70667</b>	-0,35007	4,05674	-	<b>4,58779</b>	0,53105	<b>4,54162</b>	0,48488
R2	0,97023	0,00000	0,97023	-	0,97023	0,00000	0,97023	0,00000
B2	7,90805	0,00000	7,90805	-	7,90805	0,00000	7,90805	0,00000
V2	6,58421	0,00000	6,58421	-	6,58421	0,00000	6,58421	0,00000
O1	4,13292	0,00000	4,13292	-	4,13292	0,00000	<b>3,19931</b>	-0,93361

Figure 3.17 Formes segmentées selon paramètres –  $\lambda_{ce}$

Figure 3.18 Formes segmentées selon paramètres –  $\gamma_{ce}$



À la lumière de ces tests, nous recommandons de laisser à l'utilisateur le choix des valeurs de  $min_{ce}$  et  $max_{ce}$ . De plus, nous jugeons qu'il est préférable de laisser les paramètres  $\lambda_{ce}$  et  $\gamma_{ce}$  à leur valeur par défaut (1) afin de diminuer la variation des formes pour l'extraction des bâtiments. Une fois la FLST appliquée à l'image et la cartographie des échelles effectuée, des caractéristiques de formes peuvent être extraites. Ces caractéristiques servent d'éléments utilisés pour séparer en différentes classes les formes pertinentes. Pour cela, nous proposons une classification supervisée à l'aide d'un séparateur à vaste marge.

### **3.2.3 Extraction des caractéristiques des formes**

L'identification du type des bâtiments dans une image d'observation de la Terre est un élément en demande pour diverses applications telles que la planification de l'expansion d'un milieu urbain, l'estimation de la composition des quartiers d'une ville et l'évaluation du nombre de victimes probables lors d'une catastrophe. La tâche d'automatiser le processus d'identification est ardue puisque même les photos-interprètes ont de la difficulté à effectuer le travail par analyse visuelle. Des images nettes de très haute résolution spatiale (et spectrale) sont nécessaires. Les informations contextuelles disponibles sont aussi fréquemment mises à contribution pour obtenir les résultats souhaités. Nous proposons ici seulement l'extraction de caractéristiques visant à faciliter l'identification du type des bâtiments sans aller jusqu'à l'automatisation totale du processus. Les caractéristiques géométriques, spatiales et de textures extraites sont détaillées dans cette section.

#### **3.2.3.1 Information géométrique**

La transformation d'une image de télédétection en arbre hiérarchique de formes ainsi que l'application de la cartographie d'échelle permettent de traduire les régions de l'image en objets dont les caractéristiques peuvent être calculées. Parmi les éléments à extraire, nous misons sur l'information géométrique. Ainsi, les caractéristiques telles que l'aire, le périmètre et le rapport entre ceux-ci sont d'abord calculées. L'aire est simplement le nombre de pixels appartenant à la forme alors que le périmètre est calculé selon la formule suivante :

$$p(S) = \sum \begin{cases} p(S) + \sqrt{2} & \text{si transition crénelée} \\ p(S) + 1 & \text{si droit} \end{cases} \quad (3.8)$$

où  $p(S)$  est le périmètre de la forme  $S$ . Un exemple contenant une forme droite et une forme avec un contour crénelé est présenté dans la Figure 3.19. La forme de gauche a un périmètre de 12 pixels alors que la forme de droite a un périmètre de 10,83 pixels. Une méthode d'estimation de périmètre plus robuste et précise est abordée dans (Benkrid et Crookes, 2000), mais elle nécessite des vérifications supplémentaires et n'est pas nécessaire pour les applications visées. D'autres caractéristiques intéressantes sont les moments centraux géométriques des formes. Pour calculer les moments  $\mu_{ij}$  d'ordre  $n$  (avec  $n = i + j$ ), la formule (3.9) est utilisée.

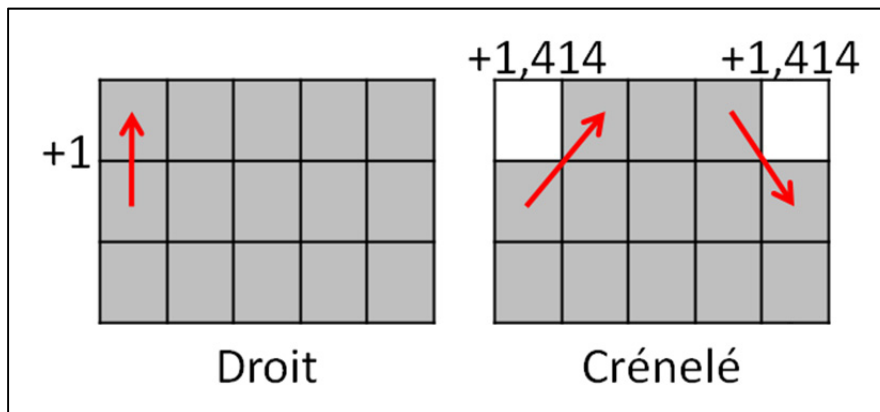


Figure 3.19 Types de contours pour le calcul du périmètre

$$\mu_{ij} = \sum \left( x - \frac{m_{10}}{m_{00}} \right)^i \left( y - \frac{m_{01}}{m_{00}} \right)^j \quad (3.9)$$

Avec  $m_{00}$ ,  $m_{10}$  et  $m_{01}$  qui représentent l'aire, le moment d'ordre 1 selon l'axe  $x$  et le moment d'ordre 1 selon l'axe  $y$  respectivement. Les moments d'ordre 1 peuvent être calculés rapidement lorsque les coordonnées du barycentre  $(\bar{x}_S, \bar{y}_S)$  de la forme  $S$  sont connues :

$$\begin{aligned} m_{10} &= m_{00} \times \bar{x}_S \\ m_{01} &= m_{00} \times \bar{y}_S \end{aligned} \quad (3.10)$$

L'aire, calculée précédemment, représente aussi le premier invariant utile  $r_1$ . À l'aide des moments d'ordre 2, il est possible de calculer la matrice d'inertie de la forme S selon l'équation suivante :

$$I_S = \begin{pmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

Cette matrice n'est pas invariante par rotation, mais le déterminant et la trace de celle-ci le sont et peuvent servir de caractéristiques :

$$\begin{aligned} r_1 &= m_{00} \\ r_2 &= \mu_{20} + \mu_{02} \\ r_3 &= \mu_{20} * \mu_{02} - \mu_{11} * \mu_{11} \end{aligned} \quad (3.12)$$

Ainsi,  $r_2 = \text{trace}(I_S)$  et  $r_3 = \text{dét}(I_S)$  sont deux invariants utilisables. Bien que les moments d'ordres supérieurs soient plus sensibles au bruit, l'utilisation de ceux d'ordre 3 permet de définir deux invariants par rotation-translation supplémentaires :

$$\begin{aligned} r_4 &= (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (\mu_{03} - 3\mu_{21})^2 \\ r_5 &= (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{03} + \mu_{21})^2 \end{aligned} \quad (3.13)$$

Pour obtenir des invariants par rapport à un zoom, ces invariants sont divisés par l'aire de la forme élevée à une puissance selon l'invariant. Cette étape est nécessaire dans le cas d'un recalage par similitude (par exemple pour recalibrer une image à 0,5 m de résolution avec une image à 1 m de résolution). Les invariants par similitude deviennent alors :

$$\begin{aligned}
 s_1 &= r_2/m_{00}^2 \\
 s_2 &= r_3/m_{00}^4 \\
 s_3 &= r_4/m_{00}^5 \\
 s_4 &= r_5/m_{00}^5
 \end{aligned}
 \tag{3.14}$$

Nous imaginons facilement que les invariants  $s_3$  et  $s_4$  deviennent rapidement très petits et nécessitent des comparaisons précises en points flottants. Dans notre cas, ils devraient seulement être utilisés lorsque l'image avant catastrophe n'est pas à la même résolution que l'image après catastrophe (utilisation de deux capteurs différents, par exemple) alors que  $r_4$  et  $r_5$  devraient être utilisés dans les autres cas.

### 3.2.3.2 Caractéristiques spatiales

Les objets extraits de l'image après l'application de la FLST et de la cartographie des échelles ont une position bien définie d'un point de vue cartographique et d'autres caractéristiques spatiales peuvent être calculées. En définissant un voisinage d'une certaine taille autour des objets, nous sommes en mesure d'établir des statistiques sur la proximité d'une forme par rapport aux autres, sur le nombre de formes contenues dans le voisinage ainsi que sur la taille et la similitude des formes du voisinage. Couplées à de l'information contextuelle sur la scène, ces statistiques aident à étiqueter les bâtiments. Le Tableau 3.5 donne un exemple fictif d'information contextuelle qu'un photo-interprète pourrait utiliser pour identifier le type des bâtiments. Ces données peuvent provenir de systèmes d'information géographique, de relevés municipaux, d'inspection visuelle ou d'une personne familière avec la région étudiée.

Tableau 3.5 Exemple fictif de données spatiales pour l'identification du type des bâtiments

Type de bâtiment	Données contextuelles (selon la région)			
	Taille moyenne (m <sup>2</sup> )	Proximité des bâtiments (m)	Quantité moyenne de bâtiments dans un voisinage de taille x	Similitude des bâtiments
Résidentiel	70	5	30	Très similaires
Commercial	250	15	10	Plutôt similaires
Industriel	2000	200	2	Très dissimilaires

Bien que nous nous limitons à l'assignation d'une seule forme par pixel, le processus d'accumulation de contraste et d'évaluation de la forme la plus pertinente pour la cartographie des échelles génère des hiérarchies de formes potentielles pour chaque pixel. Nous montrons un exemple schématique de cela à la Figure 3.20. Il s'agit d'une représentation d'un bâtiment avec des détails sur son toit (une cheminée et un patio par exemple). En (a), nous débutons le parcours de l'arbre hiérarchique à partir du pixel  $p$ . Ce dernier fait partie des formes  $f_{1a}$  et  $f_{1b}$  parentes l'une de l'autre et respectant les conditions pour le cumul de contraste (voir l'équation (3.2)). En (b), le cumul est interrompu à la forme  $f_{2a}$  puisque la règle n'est plus respectée. Nous formons donc la forme cumulée  $f_1$  et traçons ses valeurs sur le graphique de droite. Cette forme devient le premier point du profil d'échelle du pixel  $p$ . Les valeurs de contraste des formes  $f_{2a}$  et  $f_{2b}$  sont cumulées de la même façon. En (c), la forme cumulée  $f_2$  est ajoutée au profil d'échelle et le cumul reprend pour les formes  $f_{3a}$ ,  $f_{3b}$  et  $f_{3c}$ . En (d), la forme  $f_3$  est ajoutée au profil et nous nous arrêtons ici puisque nous avons atteint la forme parent de  $p$  la plus grande. Dans ce cas-ci, la forme  $f_3$  est choisie comme forme la plus pertinente de  $p$  et nous conservons les valeurs de contraste cumulées comme descripteurs. Pour nos tests et expérimentations, nous avons conservé les cinq premiers points du profil d'échelle pour chaque forme et nous les nommons  $pe_1, \dots, pe_5$ .

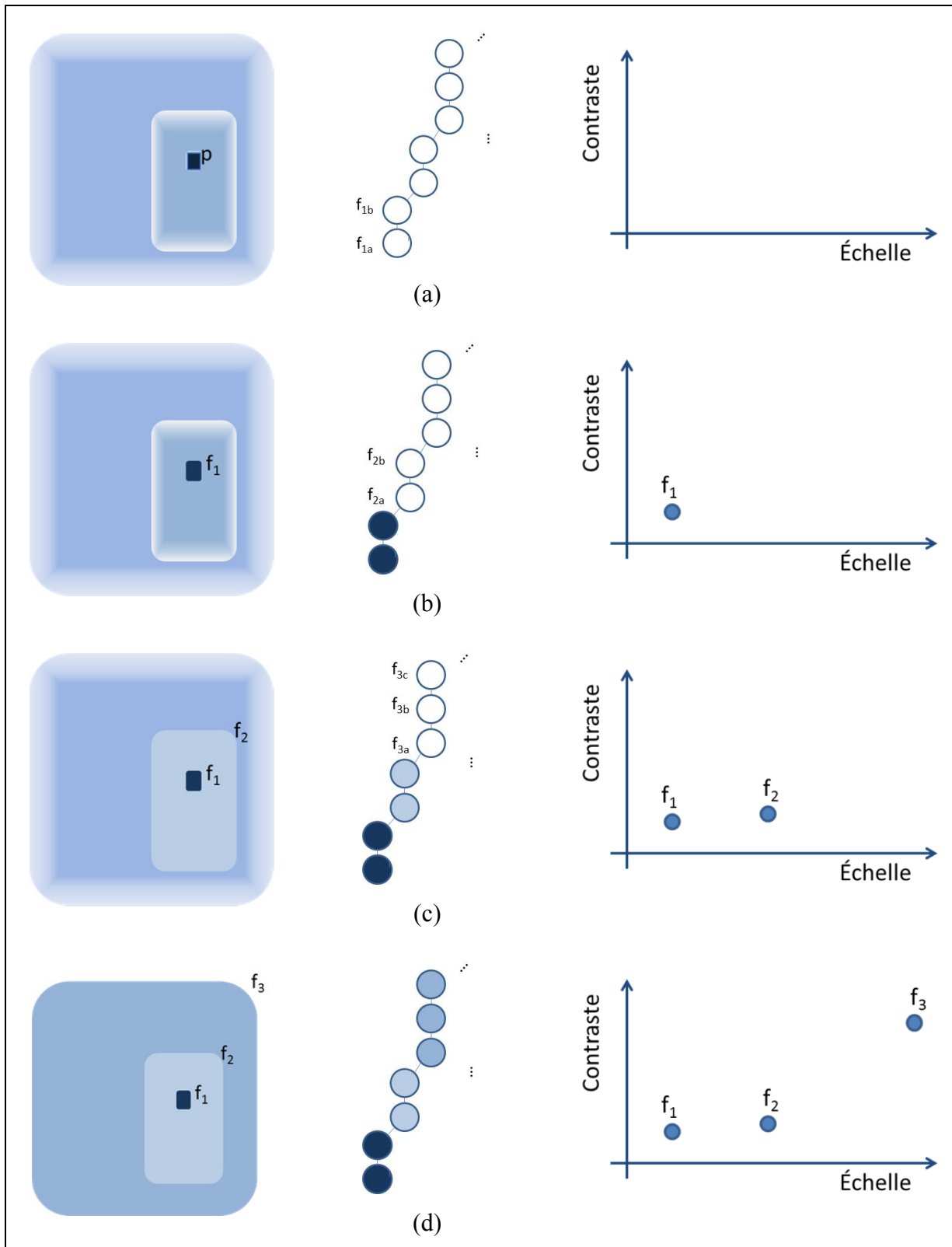


Figure 3.20 Exemple schématique de la construction du profil d'échelle

Les formes de cette hiérarchie ont chacune une échelle caractéristique associée et ensemble, elles composent un profil d'échelle. Ce dernier est basé sur la valeur de contraste pour une échelle donnée. Ce profil est discriminant pour détecter les bâtiments, car ces derniers ont un profil hétérogène par rapport aux profils des végétaux et des routes. Nous réutilisons ici les objets présentés à la Figure 3.14. La lettre de chaque objet est liée aux graphiques des profils.

En regardant les graphiques de la Figure 3.21 et de la Figure 3.22, nous pouvons rapidement constater que pour les pixels représentant la végétation, le profil est très aléatoire. Les valeurs de contrastes cumulés sont basses (plus petites que 0,1) et les échelles sont étalées entre un et quatre. Les zones d'ombre ont aussi généralement des échelles limitées entre un et quatre, mais leur contraste est plus varié et les écarts entre les points du profil est plus grand que dans le cas des arbres. Les routes sont plus rapprochées au niveau de l'échelle et ont un écart de contraste comparable à celui de la végétation. En comparaison avec ces objets, les bâtiments offrent dans la grande majorité des cas un profil plus facilement identifiable. Nous pouvons voir que la plupart des contrastes cumulés sont regroupés et ont une grande différence avec le contraste le plus élevé (celui qui indique la forme la plus représentative). Ces éléments nous portent à croire que le profil d'échelle peut contribuer à la détection des bâtiments et à l'identification du type des bâtiments, puisque l'échelle d'un bâtiment industriel ou commercial est rarement la même qu'un bâtiment résidentiel. Au Tableau 3.6 nous présentons des tests effectués pour déterminer le rôle des points du profil d'échelle dans la classification d'une scène. Les tests comportent 100 choix différents des données d'apprentissage et la classification à l'aide des descripteurs géométrique et radiométrique avec et sans les points du profil d'échelle. Un classificateur SVM à noyau RBF est utilisé pour séparer les objets de l'image en quatre classes : bâtiments, routes, ombres et végétation. Ce qui ressort de ces tests est que l'utilisation des points du profil d'échelle rend le classificateur moins sensible au choix des données d'apprentissage (écart-type deux fois plus bas) et augmente le taux de succès général et le taux pour la classe des bâtiments.

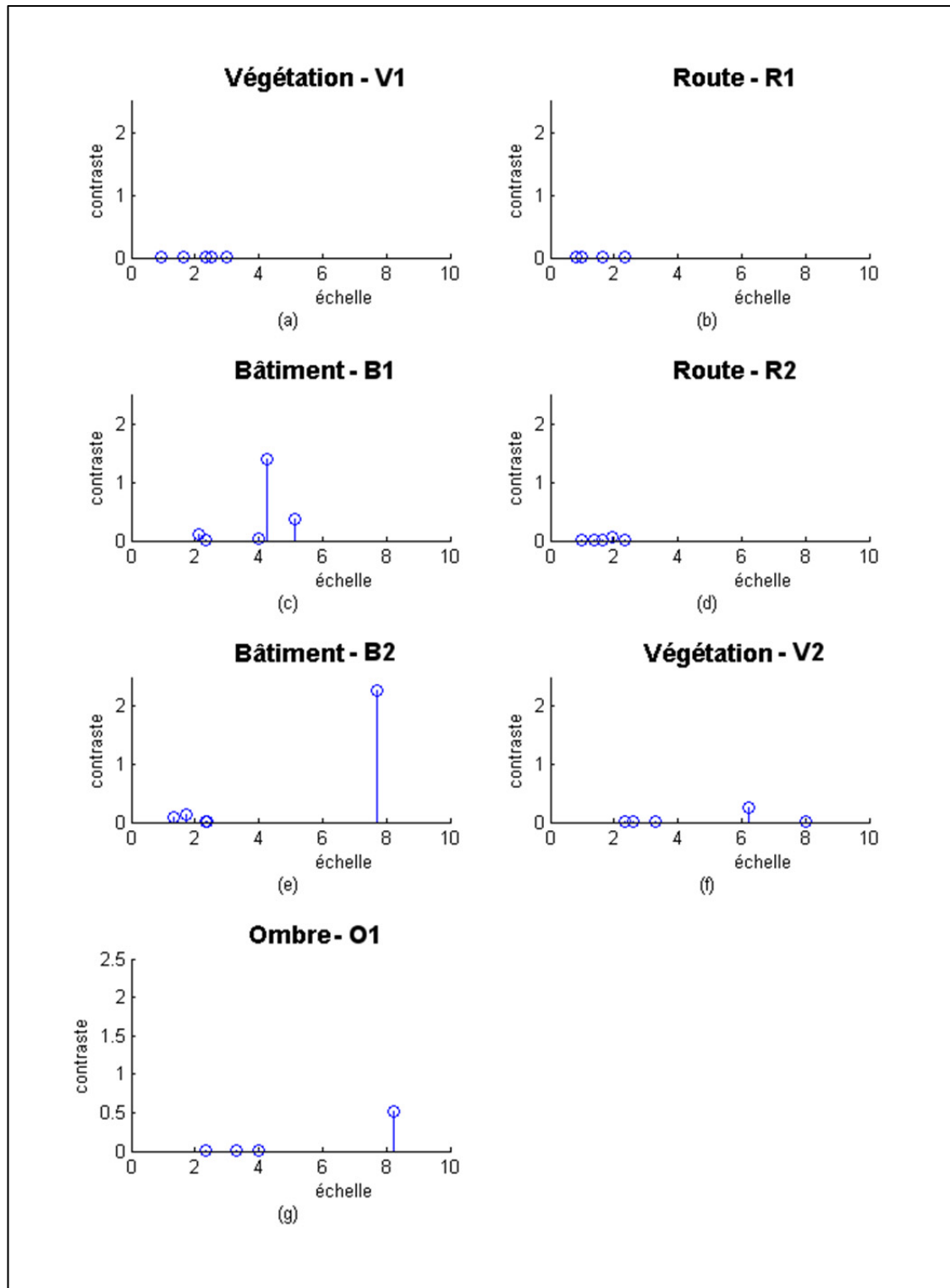


Figure 3.21 Profils des formes (a) à (g)



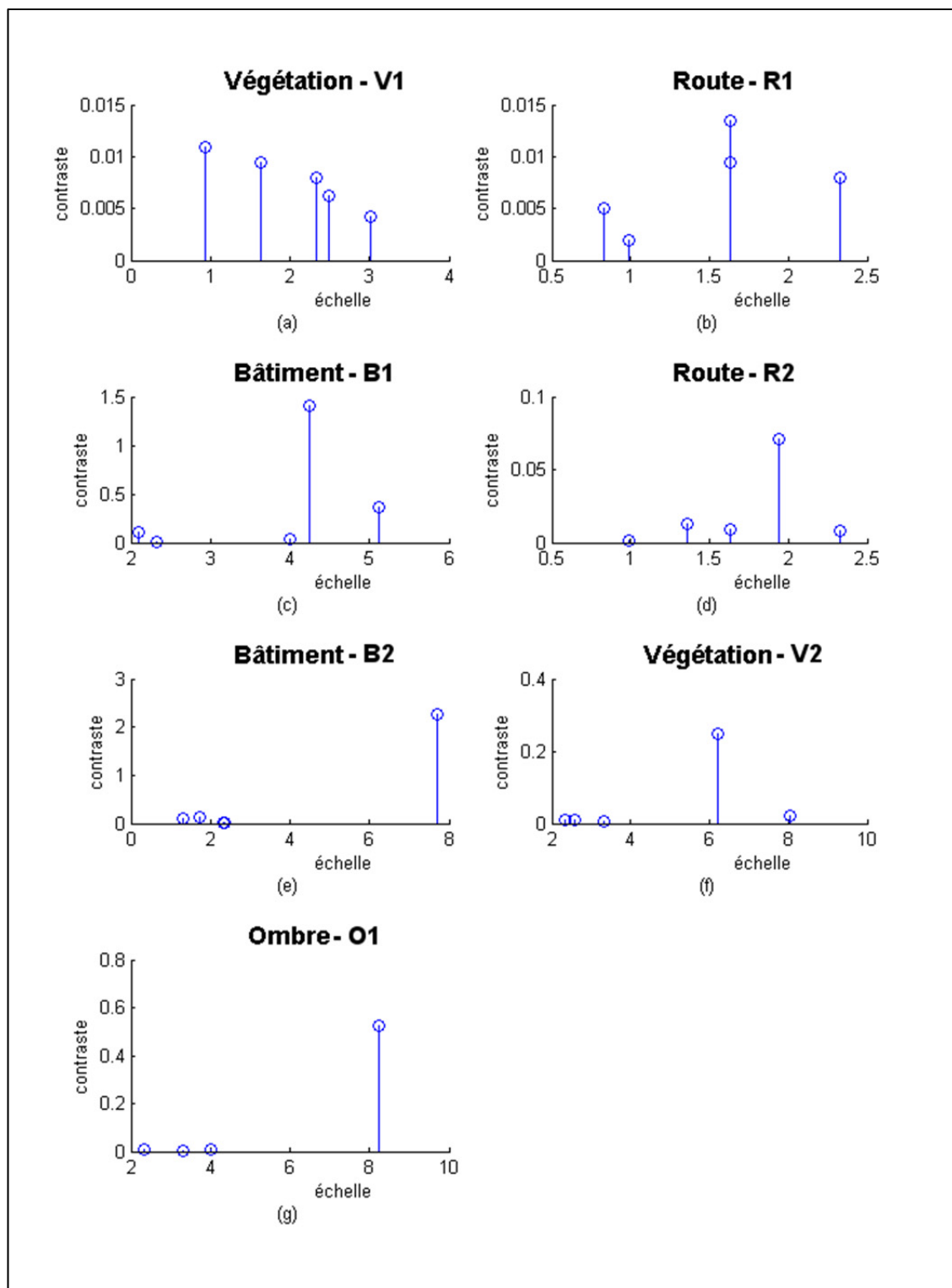


Figure 3.22 Profils des formes (a) à (g) - agrandissement

Tableau 3.6 Comparaison des résultats de classification avec et sans points du profil d'échelle

	Sans point du profil d'échelle	Avec points du profil d'échelle
Bâtiments	0.891	0.910
Routes	0.500	0.574
Ombres	0.959	0.948
Végétation	0.209	0.194
Taux maximal	0.803	<b>0.816</b>
Taux moyen	0.761	<b>0.791</b>
Écart-type	0.078	<b>0.036</b>

Nous tenons à noter ici que les calculs de connexité des régions ou *region connection calculus* à huit relations (RCC8) pourraient être pertinents pour établir des caractéristiques spatiales entre les formes d'un voisinage (Inglada et Michel, 2009), mais qu'ils ne sont pas utilisés puisque nous nous limitons à une forme par pixel (ce qui empêche le chevauchement de formes) et la majorité des formes extraites ne partagent pas de frontières. L'ANNEXE II contient toutefois des détails sur cette technique.

### 3.2.4 Classification des bâtiments par séparateur à vaste marge

Lorsque les images ont été analysées et que les caractéristiques d'intérêt ont été extraites, nous arrivons à la détection des bâtiments proprement dite comme le montre le schéma de la Figure 3.23. Un classificateur SVM est utilisé pour classifier les zones urbaines en deux classes : bâtiment et autre. Le SVM est choisi, car il permet d'arriver à une séparation des données peu importe leur complexité et avec une marge suffisamment grande pour réduire l'erreur de généralisation qui affecte plusieurs classificateurs. L'Algorithme 3.5 présente le processus de sélection et séparation des données pour faire l'apprentissage, la validation et la généralisation.

### Algorithme 3.5 Processus de détection des bâtiments

#### Classification des formes en bâtiments et non bâtiments

**Entrée :** formes extraites par segmentation  $F_{av}$ , étiquettes des données d'apprentissage

**Sortie :** objets bâtiments  $B_{av}$

- 1 À partir des formes extraites  $F_{av}$ ,
- 2 Sélectionner aléatoirement un nombre égal de formes pour chaque classe
- 3 Stocker les formes sélectionnées pour apprentissage dans  $F_{av\_app}$
- 4 Stocker le reste des formes dans  $F_{av\_test}$  pour la généralisation
- 5 **Pour**  $i$  étapes d'optimisation grossière par validation croisée
  - 6 Sélectionner  $1/i$  échantillons de  $F_{av\_app}$ , les retirer et les stocker dans  $F_{av\_val}$
  - 7 Entraîner le SVM $_i$  avec les données de  $F_{av\_app}$
  - 8 Évaluer la classification avec les données de  $F_{av\_val}$
  - 9 Déterminer l'ensemble de paramètres avec le plus haut taux de succès
- 10 **Pour**  $j$  étapes d'optimisation fine par validation croisée
  - 11 Entraîner le SVM $_{ij}$  avec les données de  $F_{av\_app}$
  - 12 Évaluer la classification avec les données de  $F_{av\_val}$
  - 13 Déterminer l'ensemble de paramètres avec le plus haut taux de succès
- 14 **Fin pour**
- 15 **Fin pour**
- 16 Effectuer l'apprentissage complet avec ces paramètres
- 17 Classifier les formes  $F_{av\_test}$  à l'aide du SVM entraîné
- 18 Retourner l'ensemble des formes identifiées comme étant des bâtiments  $B_{av}$
- 19 Permettre à l'opérateur d'ajouter ou supprimer des formes de  $B_{av}$  manuellement

Un séparateur à vaste marge de base est un classificateur linéaire supervisé binaire. Cela signifie qu'il est seulement en mesure d'effectuer une séparation linéaire des données en deux classes distinctes à l'aide d'un hyperplan (Vapnik, 1999). Des données non-

linéairement séparables peuvent être projetées dans un espace de plus grande dimension dans lequel elles deviennent séparables linéairement en utilisant un noyau.

L'hyperplan le plus loin de tout point utilisé pour l'apprentissage donne habituellement une bonne séparation des données et une marge importante permet de réduire l'erreur de généralisation (la généralisation est la capacité d'un classificateur de correctement identifier une donnée ne faisant pas partie du groupe d'apprentissage). Par contre, il est possible que certaines données d'apprentissage soient mal étiquetées et que l'utilisation d'une marge franche ne soit pas la solution optimale. C'est pourquoi l'utilisation de marges souples est souvent souhaitable. L'hyperplan recherché est un séparateur qui minimise le nombre d'erreurs de classification à l'aide de variables ressorts  $\xi_i$  pour relâcher les contraintes sur les vecteurs d'apprentissage. La fonction objective à optimiser est alors définie par l'équation (3.15).

$$\min_{w, \xi, b} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right\} \quad (3.15)$$

Pour tout point  $n$ , la fonction est assujettie à la condition  $y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1 - \xi_i$  et  $\xi_i > 0$ . Où  $w$  est le vecteur normal à l'hyperplan à trouver et  $C$  est une constante pour contrôler le nombre d'erreurs permises et donc la largeur de la marge. Le vecteur  $w$  représente les poids qui pondèrent les entrées (les caractéristiques discriminantes). Le choix de  $C$  est effectué par l'utilisateur, mais ce choix est normalement guidé par une recherche exhaustive grâce à la validation croisée sur un sous-ensemble des données d'apprentissage (Hsu, Chang et Lin, 2003). Il s'agit d'enlever de manière itérative  $n/k$  échantillons de l'ensemble d'apprentissage pour les utiliser pour évaluer la performance de classification où  $n$  est le nombre d'échantillons et  $k$  le nombre de répétitions. Ceci est répété  $k$  fois en changeant d'échantillons de validation à chaque fois. Dans notre cas, une optimisation automatique des paramètres est réalisée pour diminuer le taux d'erreur global.

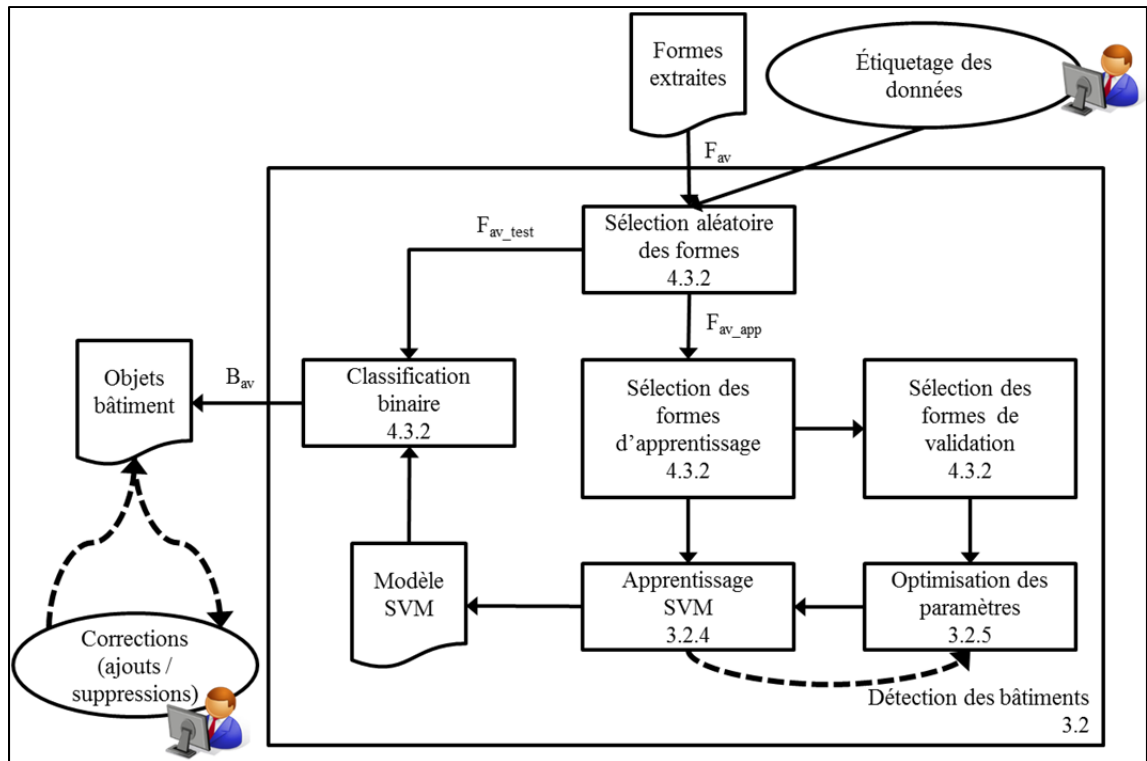


Figure 3.23 Schéma de la détection des bâtiments

Puisque les problèmes réels sont rarement séparables linéairement, il a été nécessaire de modifier le SVM de base (Cortes et Vapnik, 1995). La solution proposée est l'utilisation de l'astuce du noyau (*kernel trick*) pour transformer l'espace de descripteurs original en un espace de grande dimension dans lequel une séparation linéaire devient possible. L'astuce du noyau consiste à changer un produit scalaire fort coûteux en temps de calcul lorsque la dimensionnalité est grande pour une multiplication par une fonction noyau simple. Pour permettre la transformation, un noyau  $K(x_i, x_j)$  doit respecter certaines conditions définies selon le théorème de (Mercer, 1909). Ainsi, le noyau doit être une fonction positive semi-définie symétrique. Plusieurs noyaux satisfont ces conditions dont : le noyau linéaire, le noyau polynomial et le noyau à base radiale (RBF). Nous présentons ceux-ci plus en détail dans cette section. Le noyau linéaire, comme son nom l'indique, n'est que le noyau de base pour lequel :

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (3.16)$$

Ainsi, aucune transformation vers un autre espace n'est effectuée. Il est utile lorsque le nombre de caractéristiques définissant les échantillons est grand et qu'un noyau non-linéaire nécessite beaucoup de calculs pour arriver à un résultat similaire. Le noyau polynomial de degré  $d$  est défini selon l'équation (3.17). Les valeurs obtenues dépendent de l'orientation des vecteurs d'apprentissage et de leur norme.

$$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0 \quad (3.17)$$

Le noyau sigmoïdal, même s'il ne vérifie pas le théorème de Mercer a souvent été utilisé, car son succès dans les réseaux de neurones en faisait un choix intéressant (Lin et Lin, 2003). Celui-ci est défini par :

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r), \text{certains } \gamma > 0 \text{ et } r < 0 \quad (3.18)$$

Il est important de noter que pour certaines valeurs de  $\gamma$  et  $r$ , le noyau n'est pas semi-défini positivement. Cela rend l'analyse de la classification par ce noyau difficile. Finalement, le noyau RBF, fréquemment utilisé dans la littérature, n'a qu'un seul paramètre ( $\gamma$ ), est flexible et permet habituellement une classification juste peu importe le type de problème. Ce noyau est représenté par l'équation (3.19).

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (3.19)$$

La valeur de  $\gamma$  est parfois paramétrée à l'aide de  $\gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$  pour représenter un noyau gaussien. Après avoir effectué des séries de tests préliminaires, c'est le noyau que nous utilisons pour répondre à nos objectifs de détection de bâtiments, car nous avons obtenu de meilleurs résultats avec celui-ci.

Le résultat escompté de la classification est un ensemble de formes représentant des bâtiments. La correspondance exacte avec l’empreinte réelle du bâtiment n’est pas nécessaire à cette étape-ci puisque nous ne désirons pas créer une carte précise de l’aspect des bâtiments, mais plutôt bien arriver à évaluer des dégâts sur ceux-ci. Dans le Tableau 3.7, nous présentons les taux de succès d’extraction des bâtiments issus de nos tests initiaux de classification avec différents noyaux. Pour chaque noyau, 100 itérations d’apprentissage et validation sont effectuées avec 500 échantillons et 762 échantillons sont utilisés pour les tests. D’après ces tests, le noyau RBF est celui qui offre le meilleur compromis entre performance, robustesse et rapidité.

Tableau 3.7 Résultats d'extraction des bâtiments avec différents noyaux SVM

Noyau	Linéaire	Polynomial	Sigmoïd	RBF
Taux maximal	0,762	0.806	0,759	0,783
Taux global moyen	0,735	0.764	0,744	0,762
Écart-type	0,015	0.017	0,009	0,012
Temps (s)	4	1020	530	40

### 3.2.5 Optimisation du classificateur

Comme nous l’avons mentionné précédemment, le classificateur dépend du choix du noyau et donc du choix des paramètres qui y sont associés, mais dépend aussi du choix du paramètre de souplesse de la marge. Dans le cas d’un noyau RBF, nous avons donc deux paramètres :  $C$  et  $\gamma$ . L’espace des paramètres est donc bidimensionnel et peut être exploré graphiquement à l’aide de la validation croisée et d’une grille de recherche limitant la plage des valeurs possibles à évaluer pour les paramètres.

Pour chaque paire de paramètres, le taux de succès de classification sur les données de validation est calculé. La paire avec le taux le plus élevé est sélectionnée et l’apprentissage est effectué à l’aide de cette paire pour l’ensemble des échantillons d’apprentissage. Puisque

ce processus peut être long si une recherche exhaustive est faite, les auteurs (Hsu, Chang et Lin, 2003) suggèrent d'incrémenter d'abord exponentiellement la valeur des paramètres. Cela permet de définir une fenêtre de recherche grossière. Lorsqu'une région contient plusieurs taux de succès élevés, il est ensuite possible d'effectuer une recherche fine dans une plage de valeurs englobant cette région. Bien que cette méthode puisse être coûteuse en temps de calcul lorsque le nombre d'échantillons est grand et qu'il y a plusieurs paramètres à optimiser, il est toutefois possible de paralléliser le traitement puisque le résultat de chaque paire de paramètres est indépendant des autres.

Une validation croisée de k-groupes est utilisée pour effectuer l'optimisation. Cela implique que pour  $N$  échantillons,  $K$  groupes égaux (dans la mesure du possible) sont créés. L'apprentissage se fait avec  $K-1$  groupes et la validation se fait avec un groupe. Chaque groupe est utilisé une seule fois comme groupe de validation. La Figure 3.24 contient un exemple de morcèlement pour  $K=5$  groupes.

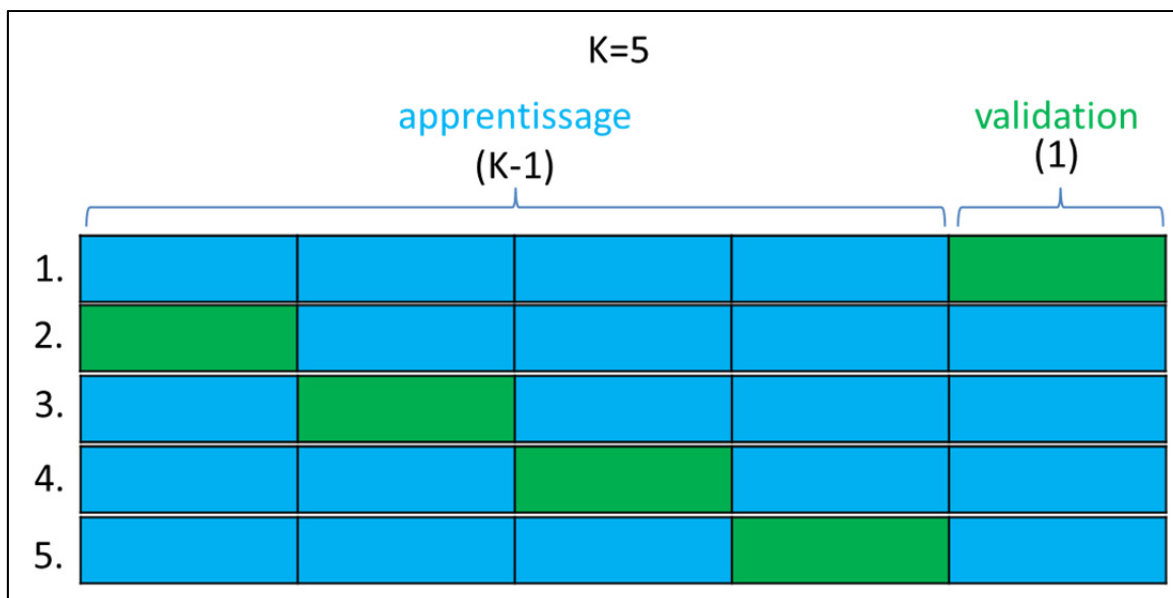


Figure 3.24 Processus de validation croisée avec k-groupes

L'erreur quadratique moyenne est calculée selon (3.20) où  $y_{ik}$  est la classe assignée par le classificateur à l'échantillon  $i$  du groupe  $k$ ,  $\hat{y}_{ik}$  est l'étiquette réelle et  $E_k(P)$  est l'erreur



quadratique obtenue pour le groupe  $k$  pour les paramètres  $p$ . La moyenne est ensuite calculée selon (3.21).

$$E_k(P) = \sum_{i=1}^{N/K} (y_{ik} - \hat{y}_{ik})^2 \quad (3.20)$$

$$MSE(P) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_k(P) \quad (3.21)$$

Le jeu de paramètres  $P$  ayant la plus petite erreur est sélectionné comme modèle gagnant.

Au Tableau 3.8 et à la Figure 3.25, nous présentons un exemple avec notre jeu de données. Comme nous l'avons mentionné précédemment, le classificateur SVM à noyau RBF comporte deux paramètres ajustables :  $C$ , la constante permettant d'ajuster la marge d'erreur et  $\gamma$ , le paramètre du noyau RBF. Afin d'assurer une recherche adéquate de l'espace des paramètres, deux séquences de recherche sont effectuées : une séquence grossière sur une large plage de valeurs et une séquence fine sur un nombre restreint de valeurs rapprochées dans la région obtenue lors de la recherche grossière. Les plages de valeurs initiales sont :

$$\{2^{-3}, 2^{-1}, 2^1, 2^3, 2^5, 2^7, 2^9, 2^{11}, 2^{13}, 2^{15}\} \text{ pour } C$$

$$\{2^0, 2^1, 2^2, 2^3, 2^4, 2^5, 2^6, 2^7, 2^8\} \text{ pour } \gamma$$

Chaque combinaison de valeurs des paramètres est utilisée pour faire l'entraînement du modèle SVM à l'aide des données d'apprentissage. Puisque chaque itération est indépendante des autres, le processus est fait en parallèle sur l'ensemble des processeurs disponibles afin de diminuer le temps de traitement. Pour la séquence d'optimisation fine, la paire de paramètres obtenus lors de la recherche grossière est utilisée comme centre autour duquel une recherche est effectuée par pas de  $2^{x \pm 0,25}$  où  $x$  est la puissance du paramètre ( $C$  ou  $\gamma$ ).

Les résultats moyens pour dix itérations de validation croisée sont présentés au Tableau 3.8 pour l'optimisation grossière. Il s'agit d'un taux global de succès exprimé en pourcentage

pour les données de validation. Les graphiques de la Figure 3.25 montrent un exemple de la recherche grossière et de la recherche fine. Nous remarquons que pour de petites valeurs de C, il n'est pas possible d'arriver à une bonne classification peu importe la valeur de  $\gamma$ . Pour cette séquence, 10% des échantillons sont utilisés pour la validation à chaque itération alors que le reste sert à l'apprentissage. La recherche fine permet d'atteindre un taux global d'environ 80% sur les données de test.

Tableau 3.8 Résultats d'optimisation grossière

C $\gamma$	$2^0$	$2^1$	$2^2$	$2^3$	$2^4$	$2^5$	$2^6$	$2^7$	$2^8$
$2^{-3}$	17%	47%	57%	61%	58%	49%	29%	5%	0%
$2^{-1}$	55%	62%	63%	65%	66%	62%	56%	41%	18%
$2^1$	64%	66%	67%	67%	66%	67%	65%	55%	41%
$2^3$	66%	68%	68%	67%	67%	68%	62%	53%	42%
$2^5$	<b>69%</b>	<b>69%</b>	68%	68%	<b>69%</b>	63%	62%	54%	40%
$2^7$	<b>69%</b>	68%	<b>69%</b>	<b>69%</b>	66%	61%	61%	55%	40%
$2^9$	<b>69%</b>	68%	68%	66%	63%	62%	57%	54%	40%
$2^{11}$	68%	<b>69%</b>	67%	62%	62%	61%	56%	54%	40%
$2^{13}$	68%	66%	63%	62%	62%	58%	56%	54%	40%
$2^{15}$	67%	64%	63%	62%	64%	57%	56%	54%	40%

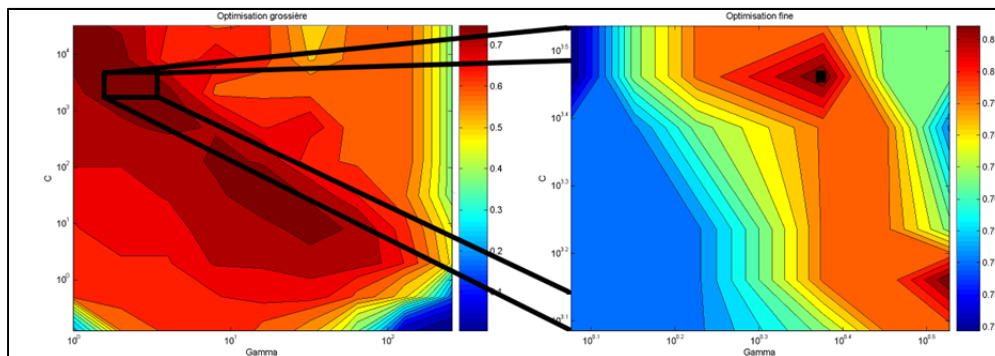


Figure 3.25 Grilles d'optimisation (grossière et fine)

### 3.3 Appariement des formes détectées

Pour arriver à une assignation de paires de bâtiments avant et après catastrophe, il est nécessaire soit d'arriver à un recalage extrêmement précis des deux images, soit d'obtenir des caractéristiques invariantes par changement d'échelle, de contraste, de rotation et de translation et de les appairer. La Figure 3.26 contient le schéma-bloc du processus d'appariement des formes à l'aide de caractéristiques invariantes. Les informations géométriques présentées dans la section précédente répondent à ces derniers critères et servent donc à l'appariement des formes selon la méthode proposée par (Monasse, 2009).

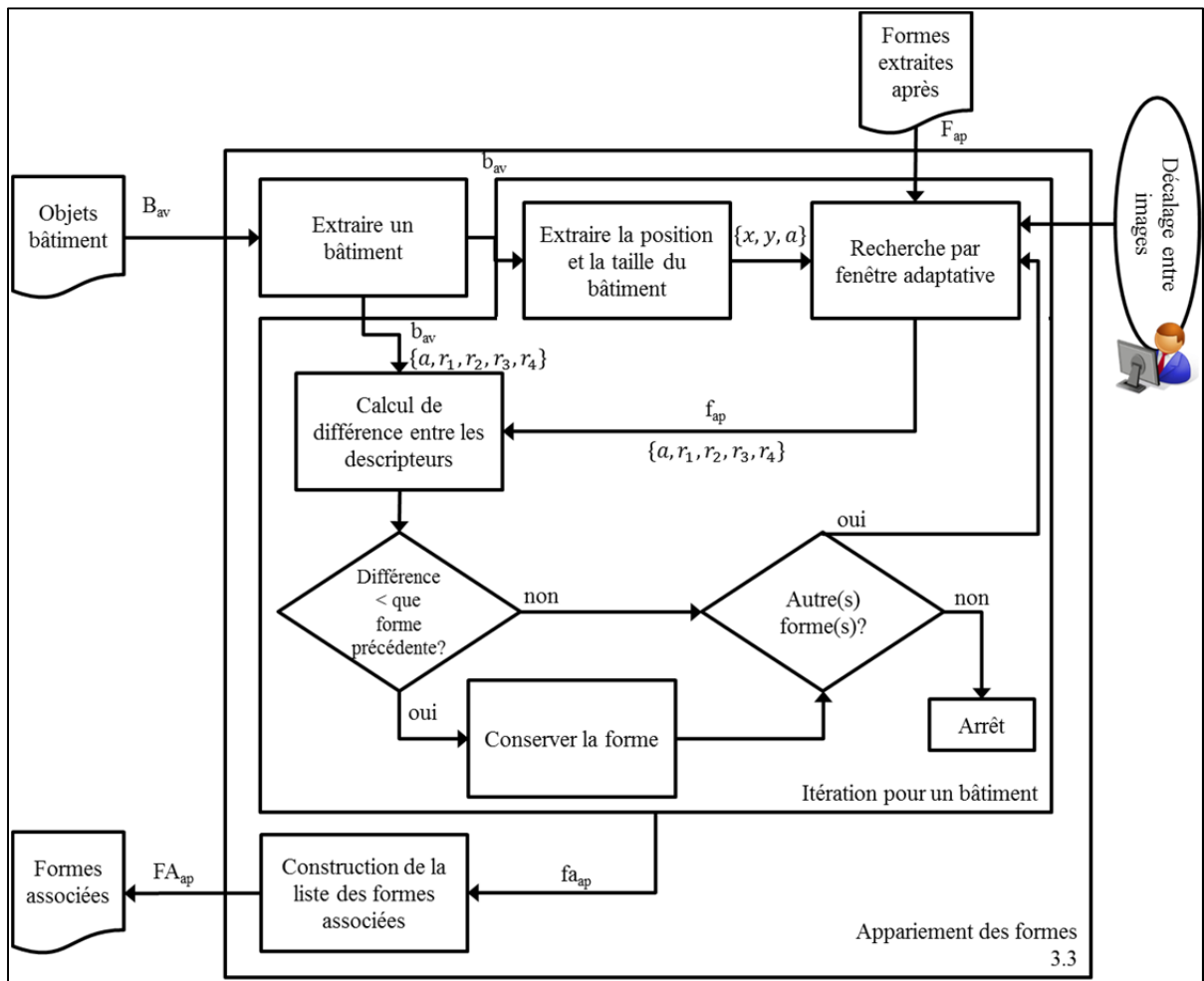


Figure 3.26 Schéma du processus d'appariement des formes

Ainsi, pour deux images  $I_{av}$  et  $I_{ap}$  dont les bâtiments  $b_{av1}, \dots, b_{avk}$  et les formes  $f_{ap1}, \dots, f_{apl}$  sont extraites et les caractéristiques géométriques  $r_{av1}, \dots, r_{avk}$  et  $r_{ap1}, \dots, r_{apl}$  sont calculées, nous pouvons faire un appariement. Nous rappelons ici que le choix des caractéristiques géométriques à utiliser ( $r$  ou  $s$  définies à la section 3.2.3.1) dépend des images disponibles. Ainsi, pour des images provenant d'un capteur identique ou très similaire, les invariants par rotation-translation ( $r$ ) doivent être favorisés. Dans le cas où les images ne seraient pas à la même résolution, les invariants par similitude ( $s$ ) doivent être utilisés. La correspondance d'un bâtiment  $b_{avi}$  de l'image  $I_{av}$  avec une forme  $f_{apj}$  de l'image  $I_{ap}$  est établie lorsque leurs caractéristiques vérifient :

$$\forall p \in \{1, \dots, m\}: \frac{1}{t_p} \|r_{apj}^p\| \leq \|r_{avi}^p\| \leq t_p \|r_{apj}^p\| \quad (3.22)$$

avec  $t = (t_1, \dots, t_m)$  une série de seuils de tolérance  $t_p \geq 1$  pour toute caractéristique  $p$  ainsi que  $r_{avi} = (r_{avi}^1, \dots, r_{avi}^m)$  et  $r_{apj} = (r_{apj}^1, \dots, r_{apj}^m)$ . Appliquer directement cette vérification pour toutes les formes devient rapidement coûteux en termes de temps de calcul et n'est pas nécessaire puisque nous ne désirons associer qu'une seule forme de l'image d'après événement à une forme de l'image avant événement. C'est pourquoi des restrictions supplémentaires sont nécessaires. Premièrement, un recalage grossier des images est nécessaire pour éviter que pour les bâtiments similaires (ex : maisons en rangées) le bâtiment  $A_{av}$  soit uni au bâtiment  $B_{ap}$  si le bâtiment  $A_{ap}$  a plus changé que  $B_{ap}$ . Deuxièmement, une fenêtre de recherche limite le nombre de comparaisons à effectuer pour chaque bâtiment. Les dimensions de cette fenêtre devraient être établies en fonction de la superficie du bâtiment avant l'événement. Ainsi, la largeur  $m$  de la fenêtre de recherche est égale au côté d'un carré d'aire équivalente à l'aire du bâtiment. Puisque nous travaillons au niveau des objets, ces mesures servent à déterminer les formes à considérer selon la présence ou non de leurs barycentres dans la fenêtre de recherche. Troisièmement, si plusieurs correspondances existent, seule la plus forte est conservée. La correspondance dépend de la différence entre les caractéristiques et de la distance entre les barycentres des formes évaluées. La distance entre deux formes selon leurs barycentres est calculée à l'aide de la distance euclidienne :

$$d(b_{avk}, f_{apf}) = \sqrt{(\bar{x}_k - \bar{x}'_f)^2 + (\bar{y}_k - \bar{y}'_f)^2} \quad (3.23)$$

Avec  $f_{apf} \in F_{canSi}$   $|x_k - x'_f| \leq \frac{m}{2}$  et  $|y_k - y'_f| \leq \frac{m}{2}$ . Nous désirons minimiser la distance entre les caractéristiques (maximisation de la similitude). Ceci est représenté par :

$$\min C(b_{avk}, f_{apf}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (r_{avki} - r_{apfi})^2} \quad (3.24)$$

La paire de correspondance  $C(b_{avk}, f_{apf})$  dont la distance est la plus petite permet d'associer une forme de l'image post événement à un bâtiment de l'image pré-événement.

Notons aussi que les objets extraits des images avant et après catastrophe peuvent varier grandement en taille, forme et position selon le type de désastre et l'ampleur des dégâts. L'équation (3.22) est sensible à cela et elle ne devrait donc être utilisée que lorsque les dégâts sont majoritairement évaluables par la texture plutôt que par la forme; c'est-à-dire lorsque les cassures sont visibles sur les toits et que les éboulis autour des bâtiments sont restreints.

### Algorithme 3.6 Appariement des formes

#### Appariement des formes

**Entrées:** bâtiments de l'image avant  $B_{av}$ , formes de l'image après  $F_{ap}$ , décalage  $d_{av,ap}$  entre images

**Sorties:** couplets  $APP(B_{av}, FA_{ap})$  des bâtiments et formes associées  $FA_{ap}$

```

1   Pour tout bâtiment  $b_{av}$  dans  $B_{av}$ 
2       Extraire la position du centroïde  $g$ 
3       Extraire la surface  $s$  de  $b$ 
4       À partir de  $g$  chercher les formes  $f_{can}$  dans une fenêtre de taille  $s + cadre(d_{av,ap})$ 
5       Pour chaque forme candidate  $f_{can}$ 
6           Calculer la distance entre la forme et le bâtiment (équation (3.24))
7           Si la distance est moindre que la distance précédente
8               Conserver la forme comme forme associée  $fa_{ap}$ 
9               Associer la forme au bâtiment dans  $APP(b_{av}, fa_{ap})$ 
10          Fin si
11      Fin pour chaque
12  Fin pour tout
13  Retourner  $APP(B_{av}, FA_{ap})$ 

```

#### 3.4 Évaluation des dégâts sur les bâtiments détectés

Une fois la classification initiale des objets dans les classes « bâtiment » et « non bâtiment » et l'extraction de caractéristiques pertinentes effectuées, tous les éléments nécessaires à l'évaluation des dommages subis par les bâtiments sont réunis et l'estimation des dégâts peut être réalisée. Pour ce faire, nous divisons le processus en deux étapes : le calcul des descripteurs de texture sur les bâtiments détectés avant l'événement et sur les formes extraites après l'événement et la classification des formes après événement selon le taux de

dégât à l'aide des changements dans les valeurs des descripteurs. Pour chaque étape, les caractéristiques discriminantes mises à contribution sont notées.

### 3.4.1 Statistiques de texture

La texture est un descripteur fréquemment utilisé en télédétection, car elle peut faciliter la différenciation entre les diverses couvertures terrestres et qualifier les régions extraites. Pour définir une texture d'image, plusieurs métriques ont été proposées (Chesnel, Binet et Wald, 2008; Haralick, 1979; Laws, 1980). L'analyse de la texture donne de l'information sur la disposition des intensités d'une image ou d'une région de celle-ci. Selon les travaux de (Chesnel, 2008), l'utilisation des mesures de texture issues de la matrice de cooccurrence (Voir : ANNEXE III) n'apporte pas une information suffisamment discriminante pour la classification de dégâts des bâtiments causés par un séisme. Les textures caractérisées à l'aide de filtres de Gabor ne semblent toutefois pas plus utiles puisque les taux de classification obtenus par l'auteure sont d'environ 60% pour ces indices de changement alors qu'elle obtient des taux de plus de 70% en utilisant seulement des coefficients de corrélation basés sur la similarité des pixels d'un voisinage de l'image d'avant avec l'image d'après catastrophe. D'après la littérature, nous considérons que les textures de Haralick peuvent tout de même être utilisées pour la détection des bâtiments et comme indices pour l'identification du type des bâtiments (Pesaresi, Gerhardinger et Kayitakire, 2008; Shackelford et Davis, 2003; Song, Pan et Yang, 2006). Nous avons d'ailleurs effectué des tests en ce sens lors de nos travaux. Les résultats issus d'une image de 800 x 600 pixels (voir Figure 4.1 PAP1) sont présentés dans le Tableau 3.9. Pour Haralick un noyau de taille 5 x 5 avec un pas de quantification de 8 est utilisé. Comme nous nous y attendions, l'utilisation de la texture permet d'augmenter le taux de détection des bâtiments, par contre cela vient avec un coût important en termes de temps de calcul qui s'explique en partie par l'accroissement de la taille du vecteur de descripteurs des formes et son impact sur l'apprentissage et la classification et par les calculs nécessaires pour l'extraction des descripteurs de texture. Puisque ces descripteurs doivent être calculés pour l'ensemble des formes, cela a un impact

considérable lorsqu'une image THR complète est traitée. C'est pourquoi nous nous restreignons aux descripteurs précédents pour la détection des bâtiments.

Tableau 3.9 Détection des bâtiments - tests avec descripteurs de texture

Descripteurs	$D_{av}(F_{av})$	$D_{av}(F_{av}) + \text{Haralick}$	$D_{av}(F_{av}) + \text{Laws}$
Taille du vecteur	13	21	27
Taux moyen	0.764	0.814	0.796
Écart-type	0.044	0.026	0.015
Temps (s)	50	100	200

Les textures proposées par Laws (Kelly, 2009; Laws, 1980) méritent d'être évaluées pour l'évaluation des dégâts, car elles montrent cinq aspects intéressants des pixels par rapport à leur voisinage soient : le niveau d'intensité relié au contraste, les arêtes, les taches, les vagues et les rides (ondulations). Nous estimons que ces aspects peuvent faciliter la différenciation entre les types de toitures (bardeau, tuiles, tôle, etc.) et ainsi servir d'élément discriminant pour les différents types de bâtiments selon le contexte géographique. Le schéma de la Figure 3.27 contient les étapes d'extraction de la texture et de calcul des différences. Dans l'Algorithme 3.7, nous présentons le processus d'extraction des textures.

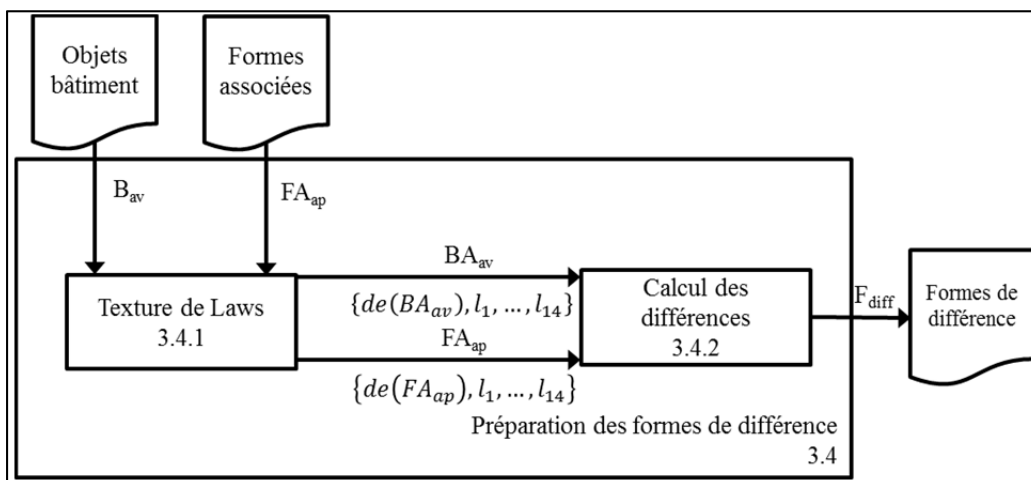


Figure 3.27 Schéma de l'extraction des textures et calcul des différences



Algorithme 3.7 Extraction des textures de Laws

**Extraction des textures de Laws**

**Entrées :** formes extraites  $F_\tau$  (bâtiments  $B_{av}$  ou formes associées  $FA_{ap}$ )

**Sorties :** descripteurs de texture  $L \{l_1, \dots, l_{14}\}$  pour chaque forme

```

1   Préparer les noyaux de Laws 5x5
2   Pour toute forme  $f_\tau$ 
3       Pour chaque pixel  $p$ 
4           Pour chaque noyau  $n$  2d (AB issu des noyaux 1d A et B)
5               Calculer la valeur de texture de  $p$  par convolution avec  $n$ 
6               Stocker la valeur selon  $A5B5_p$ 
7           Fin pour chaque
8       Fin pour chaque
9       Pour chaque pixel  $p$ 
10          Pour chaque noyau  $n$ 
11              Calculer la mesure d'énergie selon l'équation (3.26)
12              Stocker la valeur selon  $A5B5TEM_p$ 
13          Fin pour chaque
14      Fin pour chaque
15      Calculer les valeurs moyennes pour la forme  $f_\tau$ 
16  Fin pour toute
17  Préparer les descripteurs selon (3.27) et (3.28)
18  Retourner les descripteurs de textures  $L(F_\tau)$ 

```

La méthode proposée par Law est décrite ici dans le cas de noyaux 5x5. Tout d'abord, cinq noyaux unidimensionnels représentant les cinq sortes de textures sont définis tels que :

$$\begin{aligned}
 L5 &= [1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1] \\
 E5 &= [-1 \quad -2 \quad 0 \quad 2 \quad 1] \\
 S5 &= [-1 \quad 0 \quad 2 \quad 0 \quad -1] \\
 W5 &= [-1 \quad 2 \quad 0 \quad -2 \quad 1] \\
 R5 &= [1 \quad -4 \quad 6 \quad -4 \quad 1]
 \end{aligned} \tag{3.25}$$

où  $L$  représente l'intensité,  $E$  les arêtes,  $S$  les taches,  $W$  les vagues et  $R$  les ondulations. À partir de ces noyaux, 25 noyaux bidimensionnels sont créés en effectuant toutes les combinaisons possibles des noyaux originaux par produit externe des vecteurs composants (voir l'exemple ci-dessous pour  $E5L5$  donné par  $E5^T \times L5$ ). Les combinaisons sont présentées dans le Tableau 3.10.

$$\begin{bmatrix} -1 \\ -2 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \times [1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1] = \begin{bmatrix} -1 & -4 & -6 & -4 & -1 \\ -2 & -8 & -12 & -8 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 8 & 12 & 8 & 2 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

Tableau 3.10 Noyaux de Laws bidimensionnels

L5L5	E5L5	S5L5	W5L5	R5L5
L5E5	E5E5	S5E5	W5E5	R5E5
L5S5	E5S5	S5S5	W5S5	R5S5
L5W5	E5W5	S5W5	W5W5	R5W5
L5R5	E5R5	S5R5	W5R5	R5R5

Les noyaux créés sont ensuite appliqués à l'image étudiée pour obtenir une série de 25 images représentant la réponse des pixels aux noyaux. L'auteur suggère ensuite d'appliquer une fenêtre de sommation pour chaque pixel afin d'obtenir une mesure d'énergie de texture (TEM) en chaque point de l'image (Iconv) (pour chaque image résultant de la convolution initiale) selon l'équation (3.26) et avec  $m = 5$  la largeur de la fenêtre et  $k = (m-1)/2$ .

$$A5B5TEM(x, y) = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k |A5B5Iconv(x + i, y + j)| \quad (3.26)$$

L'image L5L5TEM peut ensuite être utilisée pour normaliser les valeurs des autres images en fonction du contraste. Pour obtenir une invariance par rotation, les images complémentaires suivantes sont combinées (Voir : équation (3.27)) et les noyaux purs sont ajustés pour garder un équilibre dans les valeurs (Voir : équation (3.28)).

$$\begin{aligned} E5L5TEMROT &= E5L5TEM + L5E5TEM \\ S5L5TEMROT &= S5L5TEM + L5S5TEM \\ W5L5TEMROT &= W5L5TEM + L5W5TEM \\ R5L5TEMROT &= R5L5TEM + L5R5TEM \\ S5E5TEMROT &= S5E5TEM + E5S5TEM \\ W5E5TEMROT &= W5E5TEM + E5W5TEM \\ R5E5TEMROT &= R5E5TEM + E5R5TEM \\ W5S5TEMROT &= W5S5TEM + S5W5TEM \\ R5S5TEMROT &= R5S5TEM + S5R5TEM \\ R5W5TEMROT &= R5W5TEM + W5R5TEM \end{aligned} \quad (3.27)$$

$$\begin{aligned} E5E5TEMROT &= E5E5TEM \times 2 \\ S5S5TEMROT &= S5S5TEM \times 2 \\ W5W5TEMROT &= W5W5TEM \times 2 \\ R5R5TEMROT &= R5R5TEM \times 2 \end{aligned} \quad (3.28)$$

Le résultat final est donc 14 caractéristiques de textures invariantes par rotation pouvant être utilisées pour l'identification du type des bâtiments et l'évaluation des dégâts. Nous notons ces descripteurs  $l_1$  à  $l_{14}$ .

Nous avons effectué des tests de performance afin de comparer les textures de Haralick à celles de Laws pour la détection des bâtiments et pour l'évaluation des dégâts. Bien que le

calcul des descripteurs de texture alourdit encore une fois le temps requis, l'impact est nettement supérieur avec l'utilisation des textures de Laws et les descripteurs sont calculés seulement sur les bâtiments plutôt que sur l'ensemble des formes. Les résultats présentés au Tableau 3.11 ont été obtenus à partir des images de la région PAP1 pré et post-séisme (voir Figure 4.2 PAP1)

Tableau 3.11 Évaluation des dégâts - comparaison des descripteurs utilisés

Descripteurs	$D_{\text{diff}}(F_{\text{diff}})$	$D_{\text{diff}}(F_{\text{diff}}) + \text{Haralick}$	$D_{\text{diff}}(F_{\text{diff}}) + \text{Laws}$
Taille du vecteur	13	21	27
Taux moyen	0,701	0,735	0,775
Écart-type	0,053	0,071	0,047
Temps (s)	200	290	340

### 3.4.2 Classification des dégâts

Lorsque les bâtiments extraits de l'image pré-catastrophe sont associés à leur forme correspondante dans l'image post-catastrophe, l'évaluation des dégâts devient réalisable par détection de changement ou simplement par une classification automatisée. Dans notre cas, une classification supervisée est effectuée d'après le schéma de la Figure 3.28. Comme ce schéma le montre, le processus est très similaire à celui de la Figure 3.23 et l'Algorithme 3.5 peut être utilisé en remplaçant simplement le type de classificateur.

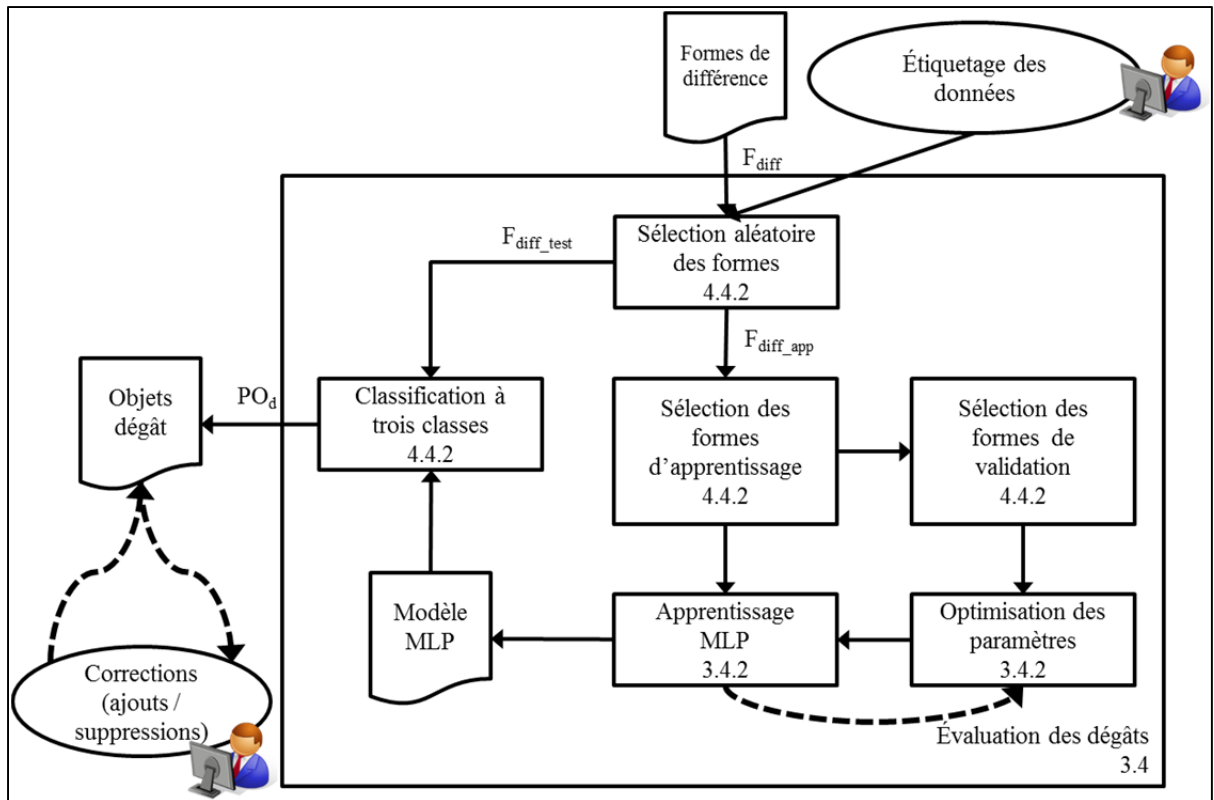


Figure 3.28 Schéma de l'évaluation des dégâts

Selon les remarques du CHAPITRE 1, trois classes de dommage sont établies : aucun ou peu de dégâts (EMS98 1, 2 et 3), quelques dégâts visibles (EMS98 4) et dégâts importants voire destruction complète (EMS98 5). Nous proposons aussi cette classification après l'étude des résultats des travaux de (Chesnel, 2008) qui démontrent l'existence d'un recouvrement important entre les niveaux trois et quatre de l'EMS98 alors que les niveaux quatre et cinq sont généralement bien discriminés. De plus, même les images THR d'environ 50 cm de résolution spatiale sont insuffisantes pour différencier les niveaux 1 et 2 (Yamazaki et al., 2004). Les descripteurs utilisés pour permettre la discrimination entre les classes sont les différences  $\Delta D(F_{diff})$  entre l'intensité du niveau de gris, l'échelle, l'aire et le périmètre du bâtiment, les différences entre les caractéristiques géométriques  $[r_2, r_3, r_4, r_5]$ , les différences entre les points du profil d'échelle  $[pe_1, pe_2, pe_3, pe_4, pe_5]$  et les différences entre les mesures de textures de Laws pour chaque paire de correspondance  $APP(B_{avk}, FA_{apf})$  selon l'équation (3.29).

$$\Delta d_{F_{diffw}}(APP(b_{avk}, fa_{apf})) = |d_{b_{avw}} - d_{fa_{apw}}| \quad (3.29)$$

Puisque nous avons une caractéristique radiométrique, six caractéristiques géométriques, six caractéristiques d'échelle et 14 caractéristiques de texture, nous obtenons des vecteurs de 27 descripteurs pour chaque paire de formes. Ces derniers sont utilisés pour établir les frontières entre les classes à l'aide des poids et biais du réseau de neurone et l'utilisation d'échantillons préalablement étiquetés par un photo-interprète.

Pour réaliser la classification, un réseau de neurones de type Perceptron multicouche est mis à contribution. Il s'agit d'un réseau composé d'entrées connectées à une ou plusieurs couches cachées de neurones artificiels qui elles-mêmes sont connectées aux neurones de la couche de sortie. La Figure 3.29 montre les différentes composantes d'un neurone artificiel.

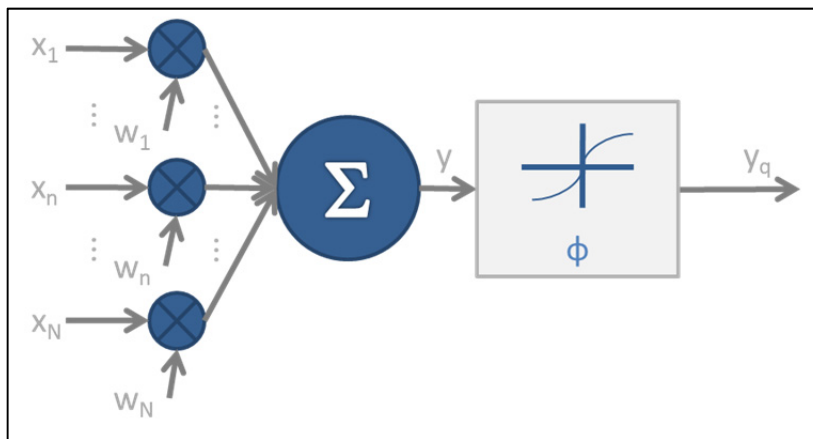


Figure 3.29 Neurone artificiel

Les entrées  $x_{1..N}$ , les poids  $w_{1..N}$ , la fonction d'activation  $\phi$  et la sortie  $y_q$  sont représentés en considérant  $N$  entrées. Les connexions sont pondérées par apprentissage selon les entrées fournies et les sorties désirées. L'apprentissage se fait de manière itérative. Un algorithme de rétropropagation du gradient d'erreur commise lors de l'apprentissage permet d'ajuster les poids des diverses couches pour permettre l'adaptation du réseau aux données utilisées. Un désavantage du MLP est qu'il tend vers un surapprentissage, ce qui nuit à la généralisation.

Une solution est d'utiliser une série de données de validation et d'arrêter l'apprentissage lorsque l'erreur de validation se met à croître. Le schéma de la Figure 3.30 montre un exemple générique de réseau multicouche.

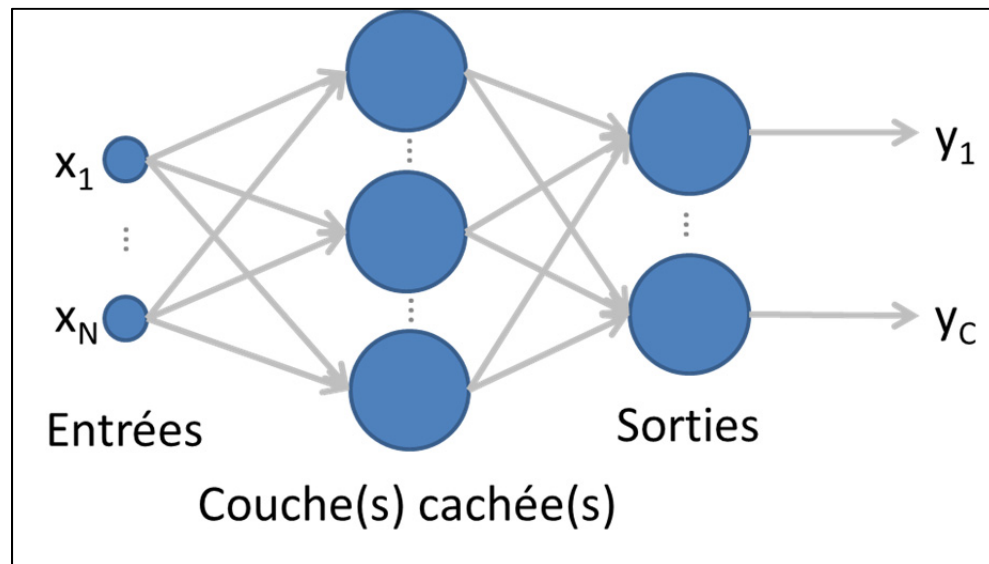


Figure 3.30 Schéma d'un réseau de neurones multicouche

Les graphiques de la Figure 3.31 montrent nos tests initiaux afin de déterminer les valeurs propices pour le nombre de neurones de la couche cachée (a), le nombre d'époques d'apprentissage (b) et le taux d'apprentissage (c) du réseau. Ces résultats montrent les moyennes obtenues après 100 itérations d'apprentissage pour chaque valeur évaluée ainsi que l'écart-type et le taux de succès global maximal obtenu. En vert, nous signalons les valeurs retenues comme optimales d'après les résultats. Cela nous donne un réseau composé d'une couche d'entrée de 27 neurones, d'une couche cachée de 14 neurones et d'une couche de sortie de trois neurones. Le taux d'apprentissage est fixé à 0,15 et le nombre maximal d'époques est de 800.

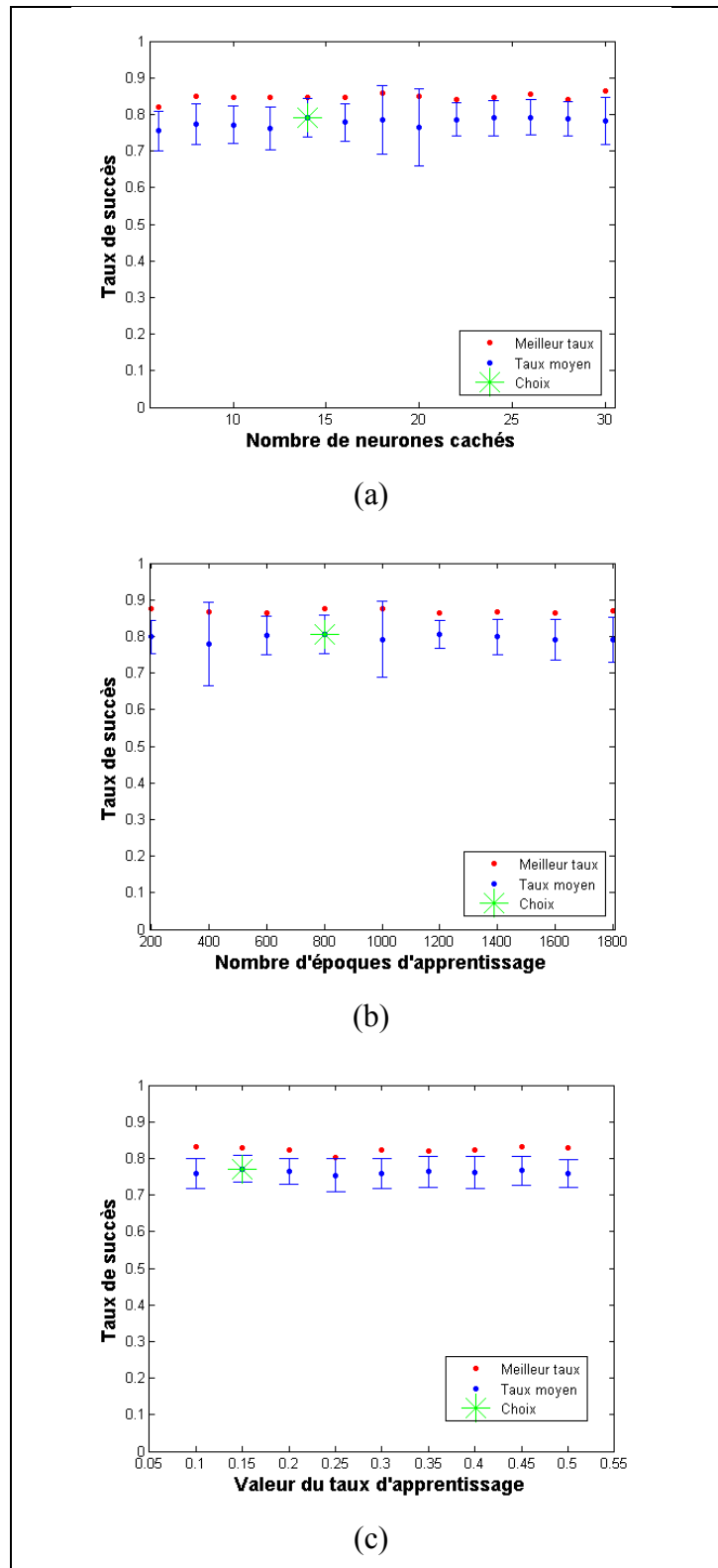


Figure 3.31 Tests initiaux d'évaluation des dégâts - choix des paramètres MLP



Nous avons comparé ce classificateur avec un SVM à noyau RBF et nous présentons les résultats dans le Tableau 3.12. Bien que le SVM ait un taux de réussite de près de 97% pour la classe « sans dégât », la réussite pour les autres classes est seulement de 3% et 2% respectivement. Le taux global autour de 63% s'explique par le fait que les classes sont débalancées puisque la majorité des bâtiments sont intacts ou peu endommagés. Le MLP est nettement supérieur dans ce cas-ci avec un taux de succès moyen à 79%.

Tableau 3.12 Évaluation des dégâts - comparaison du MLP et du SVM

Classificateur	MLP	SVM-RBF
EMS-98 0-1-2-3 Sans dégât	0,867	0,967
EMS-98 4 Dégâts moyens	0,722	0,033
EMS-98 5 Destruction	0,800	0,020
Taux global maximal	0,841	0,648
Taux global moyen	0,791	0,633
Écart-type	0,232	0,014

### 3.5 Mesures d'évaluation des résultats

Lorsqu'une méthode est développée, testée et présentée, des mesures du succès de la méthode sont utilisées pour aider le lecteur à comparer des méthodes similaires et pour justifier l'utilisation d'une méthode par rapport à un problème donné. Malheureusement, le lecteur est souvent confronté à des mesures dissimilaires ou qui représentent différemment les résultats selon ce que l'auteur souhaite véhiculer comme points importants. Il arrive donc fréquemment que les résultats d'un article ne puissent être directement comparés avec ceux d'un autre article portant sur la même problématique. Pour pallier à ce problème, une bonne connaissance des meilleures pratiques en termes d'évaluation des résultats est nécessaire.

Une excellente revue des mesures d'évaluation de classificateurs est effectuée par (Foody, 2011). Plusieurs équations y sont présentées avec des pièges à éviter et des situations pour

lesquelles certaines équations sont préférables par rapport aux autres. La matrice de confusion est un élément récurrent à la base de plusieurs méthodes d'évaluation. Comme le montre la Figure 3.32a, le nombre d'échantillons classifiés est réparti selon la classe d'appartenance réelle et la classe résultante après classification. Ainsi, la diagonale d'une matrice de confusion contient les éléments correctement classifiés. Une mesure globale de précision du classificateur peut donc être effectuée en additionnant les termes de la diagonale  $n_{11}$ ,  $n_{22}$  et  $n_{33}$  et en divisant par le nombre total d'échantillons évalués  $N$ . Dans le même ordre d'idée, il est aussi souvent intéressant d'obtenir une mesure de précision sur une classe en particulier. Pour cela, deux mesures sont possibles (Congalton, 1991; Congalton et Green, 2009) : le taux d'exactitude du producteur et le taux d'exactitude de l'utilisateur (Voir Figure 3.32b). Le premier est une mesure de l'erreur d'omission (taux de rappel). Pour une classe donnée, il représente les éléments correctement classifiés par rapport au total des éléments devant réellement se trouver dans cette classe. Le taux du producteur porte bien son nom, car c'est généralement la mesure d'évaluation qui intéresse le producteur de la classification. Par exemple, un taux du producteur de 80% pour une classe *CI* ayant réellement dix éléments lui appartenant signale que huit éléments ont été correctement identifiés comme appartenant à la classe *CI*. Le taux de l'utilisateur, quant à lui, est une mesure de l'erreur de commission (taux de précision). Il s'agit du nombre d'éléments correctement classifiés par rapport au nombre total d'éléments assignés à cette classe par le classificateur. Par exemple, un taux de 60% pour la même classe *CI* pour laquelle 15 éléments ont été identifiés comme appartenant à cette classe indique que neuf éléments sont bien identifiés.

		Classe de référence			
Classe résultante		C1	C2	C3	Total
	C1	$n_{11}$	$n_{12}$	$n_{13}$	$\Sigma n_{1i}$
	C2	$n_{21}$	$n_{22}$	$n_{23}$	$\Sigma n_{2i}$
	C3	$n_{31}$	$n_{32}$	$n_{33}$	$\Sigma n_{3i}$
Total	$\Sigma n_{i1}$	$\Sigma n_{i2}$	$\Sigma n_{i3}$	<b>N</b>	

(a)

		Classe de référence			
Classe résultante		C1	C2	C3	Total
	C1	$n_{11}$	$n_{12}$	$n_{13}$	$\Sigma n_{1i}$
	C2	$n_{21}$	$n_{22}$	$n_{23}$	$\Sigma n_{2i}$
	C3	$n_{31}$	$n_{32}$	$n_{33}$	$\Sigma n_{3i}$
Total	$\Sigma n_{i1}$	$\Sigma n_{i2}$	$\Sigma n_{i3}$	<b>N</b>	

Taux de l'utilisateur C1 =  $n_{11}/\Sigma n_{1i}$   
Taux du producteur C1 =  $n_{11}/\Sigma n_{i1}$

(b)

Figure 3.32 Exemples de matrices de confusion  
(a) matrice de confusion. (b) calculs de taux de producteur et d'utilisateur à l'aide d'une matrice de confusion

Tel que mentionné, certains problèmes peuvent survenir lors de l'utilisation des méthodes d'évaluation. Le processus d'échantillonnage (Stehman et Foody, 2009) choisi pour l'entraînement et l'évaluation du classificateur joue un rôle important dans le processus d'apprentissage et peut nécessiter des ajustements aux taux de succès mesurés. Par exemple, si au lieu de faire un échantillonnage purement aléatoire, un échantillonnage aléatoire stratifié est utilisé, il devient alors nécessaire de tenir compte de la proportion des échantillons pris dans chaque strate pour calculer les taux réels. La précision des données représentant la réalité du terrain est aussi un élément pouvant biaiser l'analyse. Ces données dépendent des personnes effectuant les mesures, de l'accessibilité du site et de la précision

des mesures effectuées. Toute interpolation ou extrapolation pour les endroits inaccessibles (par exemple : bâtiments derrière les bâtiments adjacents à une rue dans le cas d'un relevé sur place et occlusions par la végétation ou les bâtiments plus élevés dans le cas d'une étude visuelle par télédétection) diminue l'exactitude des données. Inclure le niveau de certitude concernant ces données facilite une analyse plus juste des résultats de classification.

Puisque pour la tâche de détection de bâtiments nous désirons à la fois avoir le taux du producteur et le taux de l'utilisateur élevés, nous croyons que l'utilisation du front de Pareto (Van Veldhuizen et Lamont, 1998) peut être utile pour déterminer si un modèle est préférable à un autre. Le principe est le suivant : pour un élément à évaluer et deux critères (par exemple un classificateur et des taux de producteur et d'utilisateur générés à l'aide de différents modèles) l'ensemble des points est tracé. Tous les points qui ne sont pas dominés par un ou plusieurs autres points font partie du front de Pareto qui est un ensemble de solutions optimales selon les critères. Dans la Figure 3.33, l'ensemble des résultats est représenté par les points bleus et l'ensemble optimal inclut tous les points sur la frontière représentée par les étoiles rouges. Puisque les points bleus au-dessus de cette frontière sont dominés par au moins une étoile par rapport aux critères, ces systèmes sont considérés sous-optimaux. Cette technique permet de concentrer la recherche d'un modèle sur un nombre restreint de possibilités et elle est d'ailleurs utilisée pour une tâche de télédétection de mise en correspondance de données thématiques de moyenne résolution avec des informations de très haute résolution (Boschetti, Flasse et Brivio, 2004).

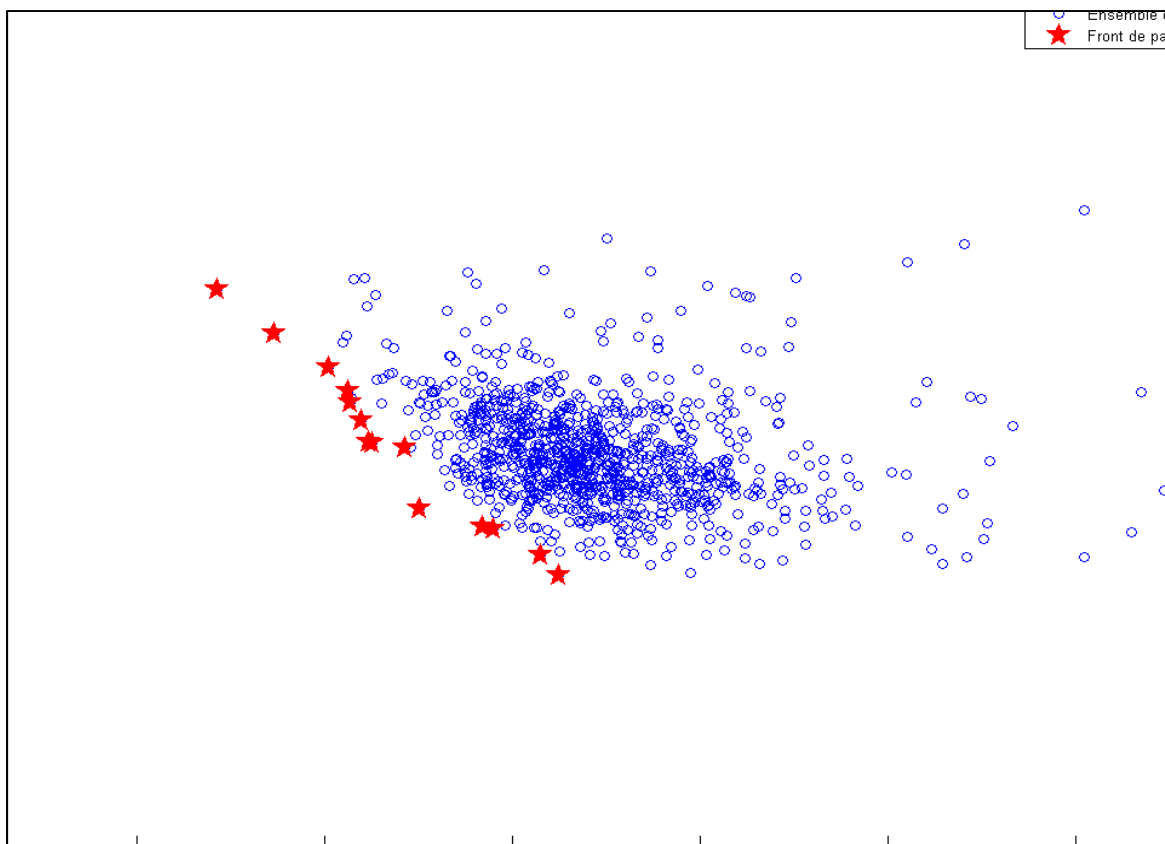


Figure 3.33 Exemple de front de Pareto

Une méthode encore peu utilisée dans le domaine de l'observation de la Terre consiste à utiliser les courbes de caractéristiques d'opération du récepteur (ROC) (Fawcett, 2006). À la base, il s'agit d'une technique pour visualiser les performances d'un ou plusieurs classificateurs binaires (à deux classes) en traçant le taux de vrais positifs (*true positives* TP) par rapport au taux de faux positifs (*false positives* FP) selon un seuil variable progressif d'appartenance d'un échantillon à une des classes. Les courbes ROC sont particulièrement justifiées non seulement pour comparer des classificateurs mais aussi pour optimiser ceux-ci (Landgrebe et al., 2005; Landgrebe et al., 2004). De plus, des adaptations ont été effectuées afin de permettre l'évaluation et l'optimisation de classificateurs multi classes et multi objectifs (Everson et Fieldsend, 2006). Par contre, ces méthodes sont très lourdes en termes d'opérations à effectuer et pour des systèmes ayant plus de trois classes elles sont en pratique inutilisables. L'intérêt particulier des courbes ROC est qu'elles sont insensibles aux changements de distribution des classes, ce qui permet une évaluation des classificateurs qui

n'est pas touchée par les variations dans la distribution des données. L'enveloppe convexe (ROCCH) d'une série de ROC de plusieurs classificateurs peut être utilisée pour déterminer les points d'opération optimaux (Provost et Fawcett, 1997) des différents classificateurs et éliminer les classificateurs ayant aucun point sur l'enveloppe. L'aire sous la courbe (AUC) est une mesure scalaire qui permet de comparer des classificateurs. Plus l'aire sous la courbe est importante, meilleures sont les performances d'un classificateur.

### 3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode rapide de détection des bâtiments, d'extraction de caractéristiques facilitant l'identification du type des bâtiments et l'évaluation des dégâts subis par ceux-ci lors de tremblement de terre. La méthode proposée est novatrice à plusieurs niveaux. En premier lieu, l'utilisation de la FLST combinée à la méthode de cartographie des échelles proposée par Bin Luo a déjà fait ses preuves pour l'extraction d'objets de formes géométriques simples (tentes de réfugiés), mais aucune étude n'a été faite sur l'application de cette méthode à des formes plus complexes et variées telles que les bâtiments. L'originalité de l'approche est apparente et les tests initiaux ont montré le potentiel de cette méthode (Dubois, 2008; Dubois et Lepage, 2012a; 2012b). Ensuite, les caractéristiques extraites semblent, *a priori*, prometteuses pour l'utilisation d'images de modalités différentes par leurs propriétés d'invariance par contraste, par translation, par rotation et par similitude. L'analyse orientée-objet facilite la mise en correspondance des formes de l'image avant événement avec celles de l'image après événement. La méthode proposée élimine ainsi la nécessité d'effectuer un recalage complet et précis entre les images. Finalement, l'évaluation des dégâts à l'aide de descripteurs géométriques et texturaux associés à des formes représentant les bâtiments s'effectue à un niveau plus fin que les études visuelles classiques. L'évaluation des dégâts à l'aide de caractéristiques géométriques invariantes et de textures de Laws est aussi un apport d'innovation à l'égard de la littérature récente.

Le prochain chapitre contient le protocole expérimental développé pour tester la méthode proposée. Les données utilisées sont décrites, les résultats obtenus sont détaillés et une discussion sur les résultats obtenus par rapport à ceux provenant d'autres méthodes est présentée.





## **CHAPITRE 4**

### **PROTOCOLE EXPÉRIMENTAL ET RÉSULTATS**

#### **4.1 Introduction**

Ce chapitre contient l'ensemble des expérimentations effectuées afin de tester minutieusement la méthodologie établie au chapitre précédent.

Ce chapitre comporte quatre parties. Les données brutes utilisées, le matériel mis à contribution ainsi que les logiciels de développement et d'analyse exploités sont d'abord présentés. Les résultats sont exposés pour les différentes étapes proposées dans la méthodologie. Une interprétation des résultats basée sur les objectifs fixés, les limites établies et les paramètres utilisés est ensuite effectuée. Nous discutons aussi du mérite de la méthode proposée en la comparant à des méthodes similaires extraites de la littérature. Finalement, nous faisons un retour sur l'expérimentation et les résultats obtenus.

#### **4.2 Préparation**

Afin d'accomplir les tests nécessaires à l'évaluation de la méthode proposée dans le CHAPITRE 3, il est d'abord primordial de préparer les données brutes requises et de déterminer les plateformes logicielles et matérielles à utiliser.

##### **4.2.1 Données utilisées**

Puisque l'ensemble des travaux est consacré à la détection des bâtiments et des dégâts subis lors de séismes et qu'un des événements ayant généré le plus de données satellitaires à ce jour est le tremblement de terre qui a secoué Haïti en janvier 2010, les données de cet événement seront utilisées comme base. Les images brutes disponibles sont utilisées pour détecter les bâtiments et les dégâts occasionnés par le désastre. Les données thématiques (routes, zones, nappes d'eau, etc.) sont considérées pour la validation des résultats de

détection en utilisant la position des bâtiments des couches thématiques pour vérifier la position des bâtiments détectés. De nombreuses cartes de dégâts ont été générées pour cet événement et seront utilisées pour déterminer le degré de validité des résultats obtenus. Seulement les images de la région de Port-au-Prince sont utilisées pour concentrer les travaux dans une seule région métropolitaine.

Quelques images RSO de Radarsat-2 sont disponibles par l'entremise de notre partenaire industriel. Parmi celles-ci, il y a des images en mode fin, ultra-fin et spotlight. Les images spotlight présentent le plus grand intérêt de par leur très haute résolution. Puisque ces données ne sont pas toujours disponibles lors d'une activation et que les archives étaient peu développées lors de l'événement, les images RSO n'ont été utilisées que pour quelques tests préliminaires (Dubois, Hardy et Lepage, 2010) et non pour la poursuite des travaux principaux.

Au niveau des images optiques, une quantité importante de capteurs a été mise à contribution lors de l'activation de la Charte pour le tremblement de terre d'Haïti. Des images de GeoEye, Ikonos sont disponibles gratuitement sur Internet (Google, 2010). Des images prétraitées (orthorectification, filtrage, compression) Quickbird ont aussi été téléchargées au début du projet. Dans le cas des images Quickbird, quelques-unes ont été captées dans les mois précédant la catastrophe et quelques jours après l'événement. Les données Quickbird utilisées comprennent des images multispectrales et panchromatiques de la région de Port-au-Prince. Des images Geoeye de la même région sont aussi utilisées. Les images Ikonos pourront être utilisées pour déterminer la robustesse des descripteurs et classificateurs au changement de capteur. La Figure 4.1 présente une des images de la zone utilisée pour le projet. Il s'agit d'une image Quickbird panchromatique de 0,6 mètre de résolution spatiale captée le 22 février 2009 (soit près d'un an avant la catastrophe). Après quelques tests initiaux avec les images Quickbird prétraitées, il est devenu apparent que l'algorithme de compression utilisé (Jpeg en l'occurrence) effectue un traitement par blocs de X par X pixels, ce qui cause une modification des valeurs d'intensité des pixels (sur le niveau de gris dans le cas des images panchromatiques et sur les différentes bandes de couleur des images

multispectrales). Ceci a peu d'impact pour une analyse visuelle, mais cela vient grandement affecter la décomposition de l'image en arbre hiérarchique et l'estimation précise des textures. C'est pourquoi des démarches ont été entamées pour obtenir les images Quickbird originales. Le groupe de recherche *Mid-American Geospatial Information Center* (MAGIC) de l'Université du Texas a gracieusement accepté de nous fournir les images originales avec l'approbation du fournisseur, Digital Globe. Pour effectuer les tests, des zones d'intérêt sont d'abord extraites de l'image Quickbird captée avant l'événement. La zone *PAP1* est utilisée pour extraire les échantillons d'apprentissage et de validation alors que les zones *pap2*, *pap3* et *pap4* sont utilisées pour tester le modèle SVM en généralisation sur des scènes aux caractéristiques différentes (stade et nombreux bâtiments de petite taille, zone urbaine similaire aux données d'apprentissage et zone résidentielle avec végétation plus dense).

Pour les tests d'évaluation des dégâts, nous utilisons les zones *PAP1* et *pap3* de l'image pré-événement avec les zones correspondantes dans l'image Quickbird panchromatique captée le 15 janvier 2010 (3 jours après l'événement). La Figure 4.2 contient ces deux zones montrant l'état de ces quartiers après le tremblement de terre. Les autres zones ne sont pas utilisées, car les données sur la vérité terrain pour ces sections ne sont pas complètes.

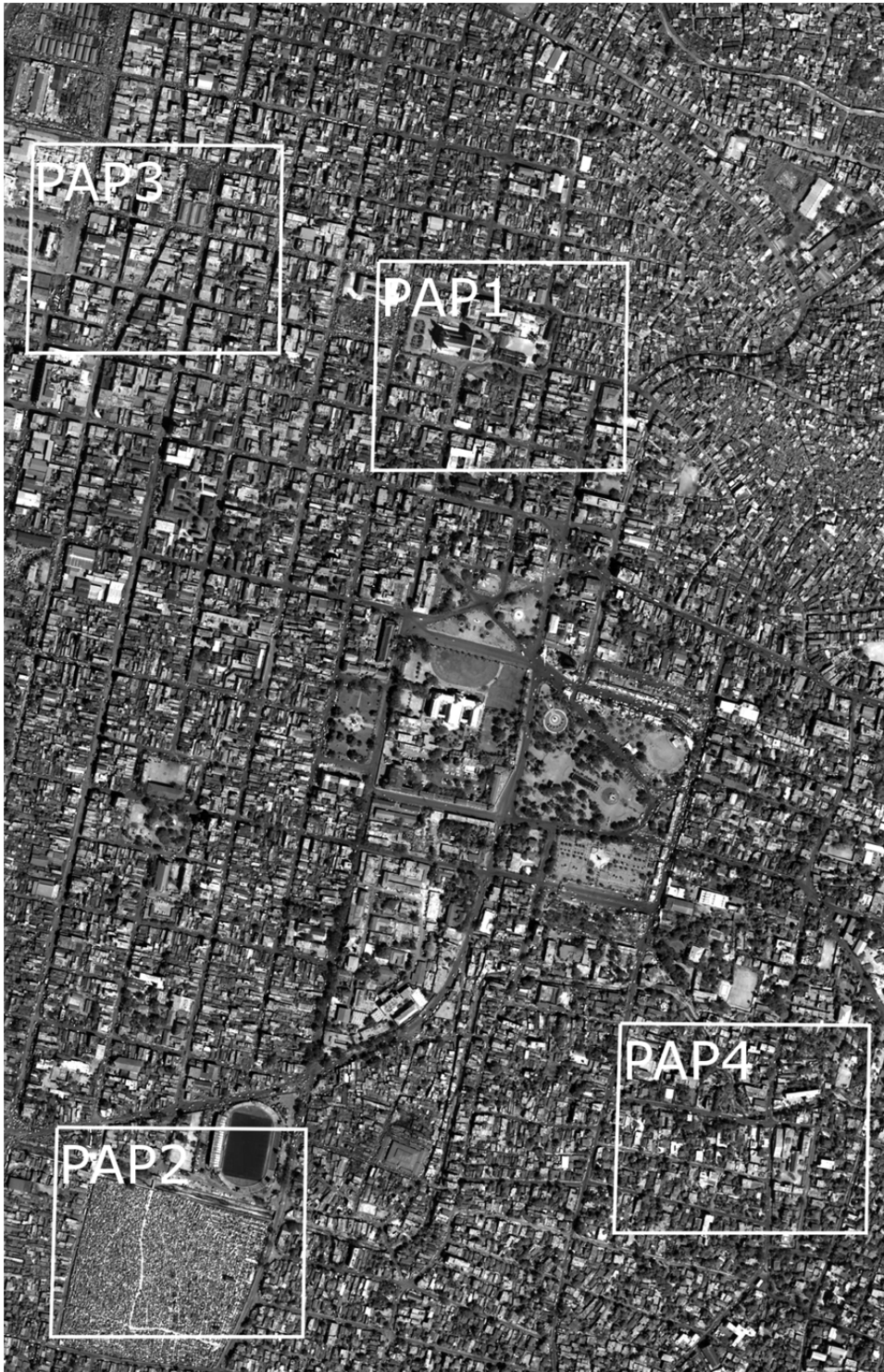


Figure 4.1 Région d'intérêt de la ville de Port-au-Prince. Quatre sous-régions sont utilisées pour les tests



(a)



(b)

Figure 4.2 Zones PAP1 et PAP3 après la catastrophe

Pour ce qui est des données thématiques, des couches de routes, des résultats de classification ainsi que d'autres données variées sont disponibles. Les résultats de classification sont utilisés pour vérifier la précision des algorithmes développés. Les autres couches thématiques peuvent être utilisées aussi pour la validation, car certaines contiennent des bâtiments du centre-ville de Port-au-Prince. Ces couches peuvent aussi être utiles lors de la classification de la couverture terrestre pour différencier les zones urbaines des autres zones. Le SERTIT nous a gracieusement fourni des données thématiques dont une couche SIG contenant la position de 4346 bâtiments endommagés ainsi qu'une couche contenant l'estimation de l'ampleur des dégâts par quartier pour 336 zones de Port-au-Prince. De plus, UNOSAT, le centre commun de recherche (JRC) de la commission européenne (EC) et la banque mondiale (WB) ont réalisé un atlas des dégâts des bâtiments pour l'ensemble des régions touchées d'Haïti (UNITAR et al., 2010). Les résultats sont aussi disponibles sous la forme de points dans un fichier thématique SIG. Ce fichier très complet contient 294 170 structures avec étiquette de dégâts dont 92 740 pour Port-au-Prince. Ces dernières données sont utilisées comme réalité du terrain pour l'évaluation des dommages.

Pour les tests d'extraction des bâtiments, nous utilisons aussi les images présentés à la Figure 4.3. Il s'agit d'une image fournie par Effigis et des images disponibles sur le site de GeoEye. La première, d'une résolution de 42 cm par pixel, est une image Quickbird de la ville de Cagliari (a) dans la région de Sardaigne en Italie. La seconde est une image GeoEye de la partie nord du *Las Vegas Strip* (b). La troisième couvre une partie de Denver au Colorado (c), la quatrième montre des usines en Iran (d) et la cinquième contient une partie de San Diego (e). Des régions d'intérêt sont extraites de ces images. Dans le cas de l'image de Cagliari, une zone de 2000 pixels par 2000 pixels est utilisée pour les tests. Pour la seconde image, une région de 1150x900 pixels est sélectionnée. Pour l'image de Denver, une zone de 300x300 pixels est choisie. Une section de 1300x1200 pixels est prise pour l'image d'Arak en Iran. Finalement, une zone du centre-ville de 880x970 pixels est utilisée pour San Diego.

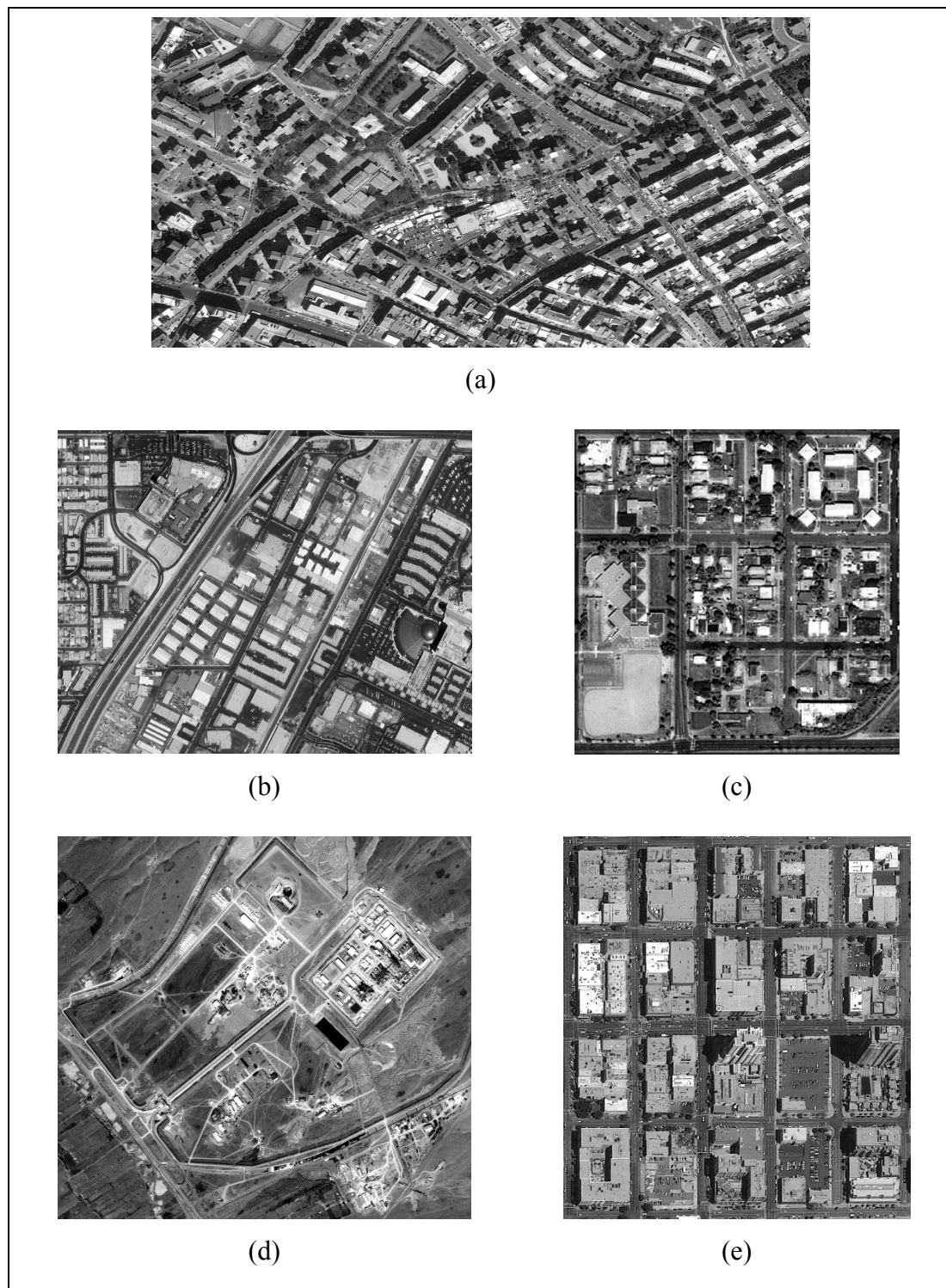


Figure 4.3 Autres images utilisées pour les tests de détection des bâtiments. (a) région de Cagliari. (b) région de Las Vegas. (c) région de Denver. (d) région d'Iran. (e) région de San Diego.

#### 4.2.2 Matériel et logiciels utilisés

Afin de mener à bien ce projet, une capacité de calcul importante ainsi que le stockage d'une grande quantité de données sont requis. Les images satellitaires sont de grande taille et nécessitent donc une quantité appréciable de mémoire pour le traitement et pour les résultats à conserver. De plus, de nombreuses opérations sont exécutées sur ces images. C'est pourquoi un ordinateur performant doit être disponible pour le bon déroulement des travaux. Dans le laboratoire LIVIA de l'École de technologie supérieure, un ordinateur avec un processeur quadruple de 2,66 GHz avec 4 Go de mémoire vive et l'accès à un serveur de stockage est mis à la disposition du doctorant. Dans les locaux d'Effigis Géo-Solutions inc., l'étudiant utilise un ordinateur de bureau avec un processeur double cœur de 2,33 GHz avec 4 Go de mémoire vive et un disque dur de 500 Go. L'étudiant dispose aussi d'un ordinateur personnel avec un processeur sextuple de 3,20 GHz avec 24 Go de mémoire vive et un disque dur de 1 To. Dans les trois cas, l'utilisation judicieuse de la mémoire et des capacités de traitement parallèle sont indispensables pour l'exécution rapide des différents algorithmes développés.

Puisque les données exploitées pour la détection des dégâts sont des images satellitaires de très haute résolution ayant généralement des fichiers à format spécifique, des logiciels dédiés au traitement de ce type d'images sont essentiels. De nombreux logiciels existent dans ce domaine (Dubois, 2009). Certains sont offerts en source libre alors que d'autres sont des applications commerciales. Malheureusement, aucun logiciel n'est présentement en mesure de remplir toutes les tâches nécessaires au projet. C'est pourquoi divers logiciels sont choisis et combinés pour les différentes parties du travail.

Pour la visualisation, la manipulation et la projection des données thématiques, le logiciel MapInfo Professional disponible chez Effigis Géo-Solutions inc. est utilisé. Ce dernier permet en effet de changer la projection cartographique des données thématiques pour les superposer précisément sur les images satellitaires. Les images optiques sont visualisées et prétraitées à l'aide de la suite Geomatica de PCI Geomatics. Finalement, pour le traitement



et la classification de l'ensemble des données ainsi que pour le développement de nouveaux algorithmes, la boîte à outils C++ Orfeo (OTB) est utilisée (OTB, 2012). Cette dernière peut ouvrir virtuellement n'importe quel format de fichiers d'images satellitaires et contient plusieurs algorithmes de segmentation et de classification qui sont utiles pour la détection des bâtiments. L'intérêt particulier d'OTB est que les algorithmes développés pour ce projet pourront être facilement intégrés à cette bibliothèque et rendus disponibles à la communauté scientifique si cela est souhaité.

### **4.3 Présentation des résultats**

Cette section contient l'ensemble des résultats d'extraction des bâtiments, d'appariement des formes et d'évaluation des dégâts. Un rappel est d'abord fait sur la méthode proposée. Les paramètres utilisés pour les différents algorithmes et classificateurs sont présentés, ces choix sont basés sur les tests comparatifs présentés dans le CHAPITRE 3. Ensuite, les métriques utilisées pour évaluer les résultats sont abordées ainsi que le choix des échantillons. Finalement, les résultats à proprement parlé sont exposés à l'aide de tableaux et graphiques.

Nous rappelons d'abord la méthodologie globale proposée à l'aide du schéma de la Figure 4.4 où les différentes sections d'expérimentation sont identifiées. L'extraction des bâtiments est testée à la section 4.3.2. Ensuite, l'évaluation de l'appariement est accomplie à la section 4.3.3. Finalement, la classification des bâtiments selon les niveaux de dégâts est effectuée à la section 4.3.4.

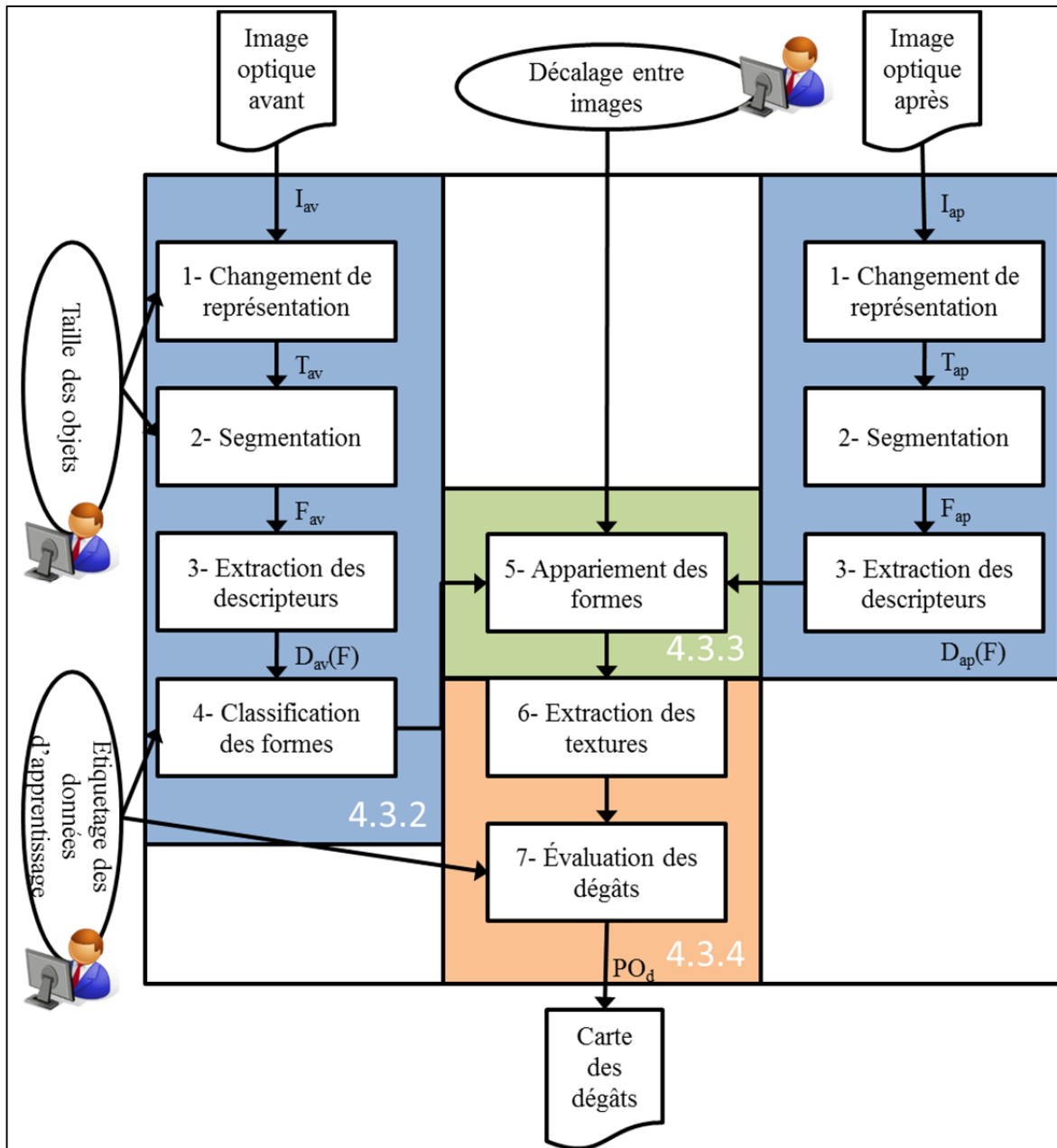


Figure 4.4 Rappel de la méthodologie globale

Après une observation sommaire des scènes, les paramètres listés dans le Tableau 4.1 sont déterminés en calculant l'aire d'un bâtiment de petite taille et celle d'un bâtiment ayant la plus grande taille (une approximation utilisant le rectangle minimum englobant la forme est suffisante). Pour ce qui est de la classification des bâtiments, nous utilisons un SVM avec les paramètres établis au Tableau 4.2 alors que pour l'évaluation des dégâts, nous utilisons les

paramètres présentés au Tableau 4.3 pour le MLP. Finalement, le Tableau 4.4 résume l'ensemble des descripteurs utilisés pour les formes ainsi que les endroits où ils sont utilisés.

Tableau 4.1 Paramètres pour l'extraction de formes

<b>Paramètre</b>	<b>Valeur</b>
Taille minimale (pixels)	75
Taille maximale (pixels)	3575
Largeur du flou (pixels)	1
Ordre de la contrainte de forme	1

Tableau 4.2 Paramètres pour la détection des bâtiments - SVM

<b>Paramètre</b>	<b>Valeur</b>
Noyau	RBF
$C_{svm}$	Par optimisation
$\gamma_{svm}$	Par optimisation
Nombre de classes	2

Tableau 4.3 Paramètres pour l'évaluation des dégâts - MLP

<b>Paramètre</b>	<b>Valeur</b>
Neurones cachés	14
Époques d'apprentissage	800
Taux d'apprentissage	0,15
Nombre de classes	3

Tableau 4.4 Descripteurs utilisés pour les expérimentations

Type	Descripteur	Bâtiments	Appariement	Dégâts
Radiométrique	Intensité ( $v$ )	✓		✓
Géométrique	Aire ( $a$ )	✓	✓	✓
	Périmètre ( $p$ )			
	Basés sur les moments ( $r_2, \dots, r_5$ )			
D'échelle	Échelle ( $e$ )	✓		✓
	Profil ( $pe_1, \dots, pe_5$ )			
Textural	Laws 5x5 ( $l_1, \dots, l_{14}$ )			✓

#### 4.3.1 Méthodes d'évaluation des résultats

L'évaluation des résultats vise à démontrer l'intérêt des descripteurs proposés et la capacité d'obtenir rapidement des résultats adéquats pour les besoins des preneurs de décisions lors de catastrophes de type séisme. Pour démontrer cela, nous proposons la démarche suivante : optimisation des paramètres du classificateur à l'aide d'un nombre restreint de données d'apprentissage, vérification de l'effet du nombre d'échantillons sur le taux de succès global, l'apport réel des différents descripteurs utilisés et la justification du classificateur choisi. Par la suite, l'approche est testée sur différentes régions et différentes images pour vérifier la capacité de généralisation. Finalement, la méthode est comparée à certaines méthodes de la littérature en fonction des taux de succès et des temps de calcul. Cette démarche nous permet de nous assurer un processus efficace (taux de succès élevé) et efficient (minimisation des ressources et du temps requis).

À partir de la région PAP1, nous avons un total de 1262 formes segmentées. De celles-ci, 533 sont identifiées comme étant des bâtiments alors que les 729 autres sont de la

végétation, des routes et des ombres. Pour les 533 bâtiments, 351 sont intacts ou peu endommagés, 67 sont endommagés et 115 sont très endommagés ou détruits. Pour les expériences de détection des bâtiments, l'ensemble des formes est divisé en deux jeux de données : une série d'apprentissage  $F_{av\_app}$  et une série de test  $F_{av\_test}$  de manière aléatoire en s'assurant que les deux classes sont équitablement représentées pour l'apprentissage. Une forme ne peut se retrouver dans les deux séries. Par contre, comme nous l'avons montré à la Figure 3.24, une forme de l'ensemble d'apprentissage peut être utilisée pour l'apprentissage lors d'une itération et pour la validation lors d'une autre itération. Le même processus est appliqué pour les dégâts.

Comme nous l'avons mentionné à la section 3.5, pour la détection des bâtiments, nous considérons le taux du producteur et le taux de l'utilisateur de la classe des bâtiments en favorisant le taux de l'utilisateur pour éviter d'inclure une forme alors qu'elle n'est pas vraiment un bâtiment. Pour l'évaluation des dégâts, nous utilisons le taux de succès global (mesuré comme étant le rapport entre les vrais positifs et l'ensemble des données testées), mais nous tenons compte du taux du producteur et de l'utilisateur de chacune des classes de dégât pour s'assurer une évaluation adéquate malgré la distribution inégale des bâtiments dans les trois classes.

### 4.3.2 Détection des bâtiments

Tel que mentionné au chapitre précédent, la première étape de la détection des bâtiments consiste à changer la représentation de l'image d'avant la catastrophe à l'aide de la FLST. Dans le cas de l'image *PAPI*, la décomposition en arbre hiérarchique de formes donne un arbre contenant 224 niveaux composés de 37974 formes. Le premier niveau contient l'ensemble de l'image et les niveaux subséquents contiennent différentes formes. Les feuilles des derniers niveaux sont composées des formes les plus petites auxquelles les pixels appartiennent. Les Figure 4.5 à Figure 4.8 montrent une partie des niveaux échantillonnés avec un pas de 10. Ces figures permettent de comprendre l'intérêt de la FLST pour différentes applications. Entre les niveaux 10 et 20, le rôle de séparation des routes est

facilement identifiable. Comme nous l'avons abordé au CHAPITRE 3, avant d'atteindre la racine, le milieu urbain est segmenté en quartiers définis par les routes principales. Les niveaux subséquents montrent la progression vers les groupes d'immeubles séparés par des ruelles ou par de la végétation pour arriver aux formes les plus petites auxquelles appartiennent les pixels. La décomposition de l'image (de taille 800 x 600 pixels) prend entre une et deux secondes pour se réaliser.

La détermination de la forme la plus représentative pour chaque pixel de l'image est ensuite effectuée à l'aide de la cartographie des échelles. Les paramètres utilisés sont ceux du Tableau 4.1. Selon ces paramètres, seulement 1262 formes sont conservées pour la classification. D'après nos expériences, l'étape de filtrage adaptatif incluse dans la cartographie des échelles fait en sorte de sur-segmenter certaines formes près de la racine de l'arbre, ce qui génère un nombre important de petites formes non significatives autour des formes d'intérêt. L'utilisation du seuil de forme minimal permet d'éliminer ces formes et de ne pas les considérer pour l'extraction des bâtiments. La Figure 4.9 contient une carte des formes conservées où l'intensité d'une forme représente son numéro d'identification.

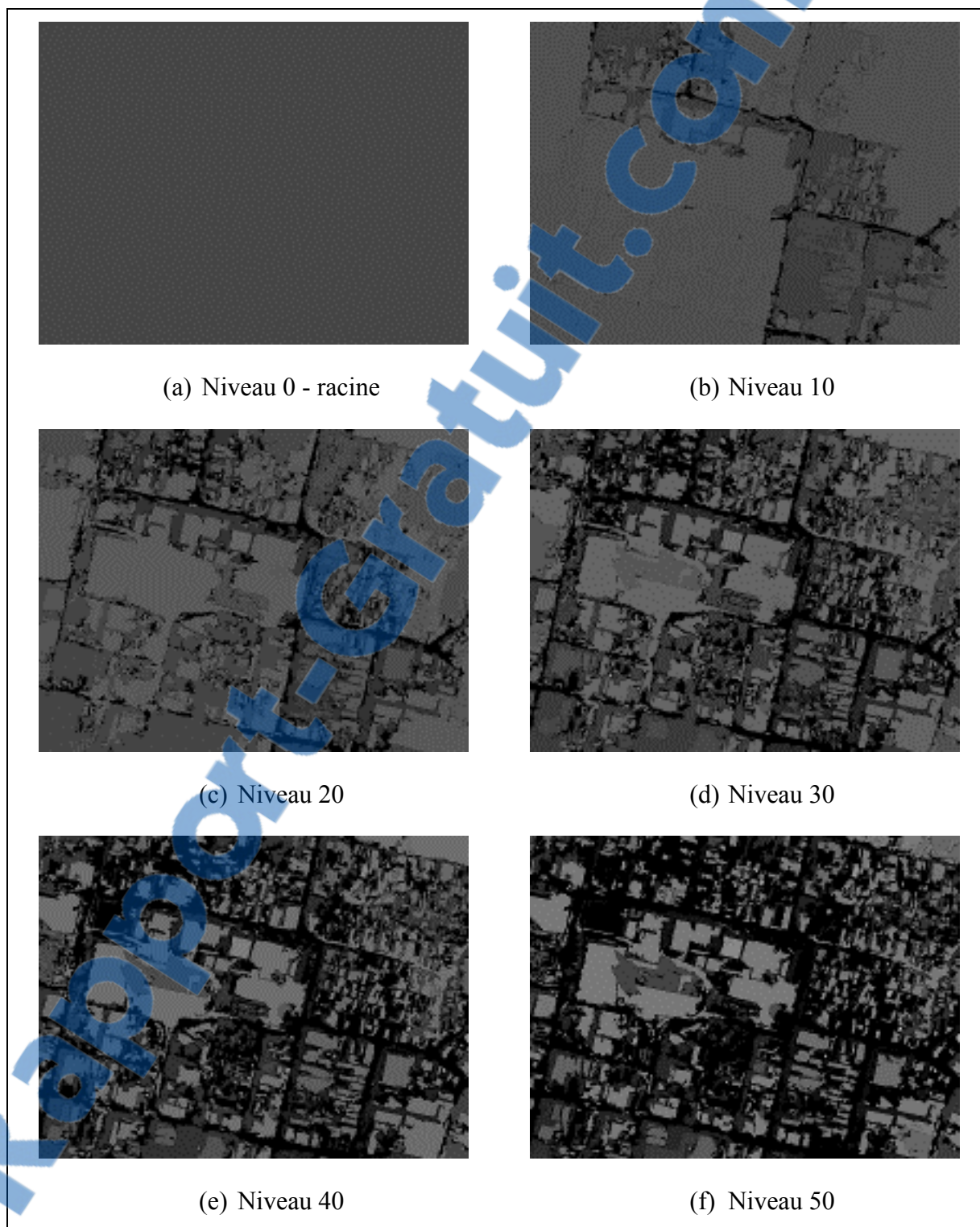


Figure 4.5 Représentation de l'image par niveau. Niveaux 0 à 50, (a) à (f) respectivement

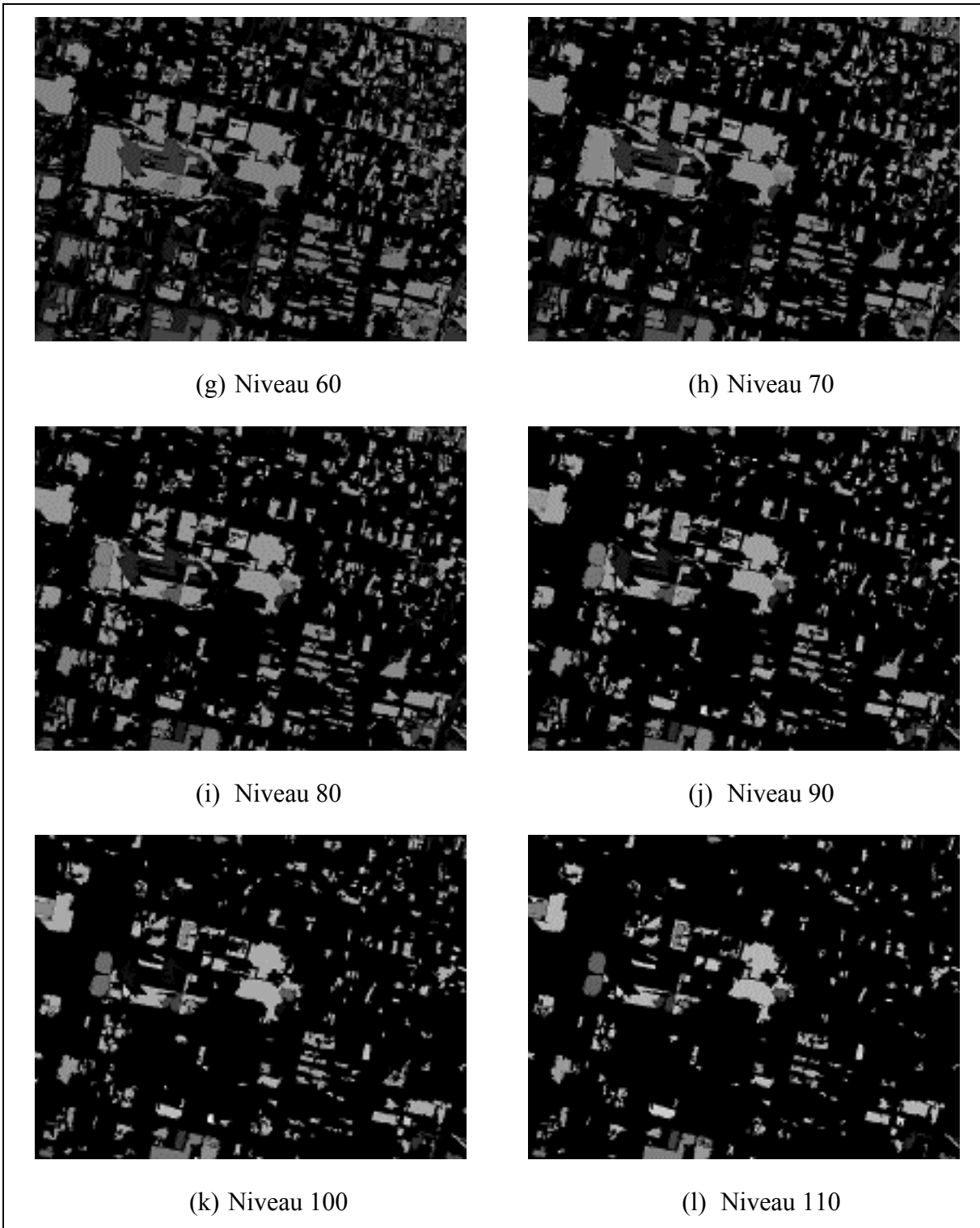


Figure 4.6 Représentation de l'image par niveau. Niveaux 60 à 110, (g) à (l) respectivement



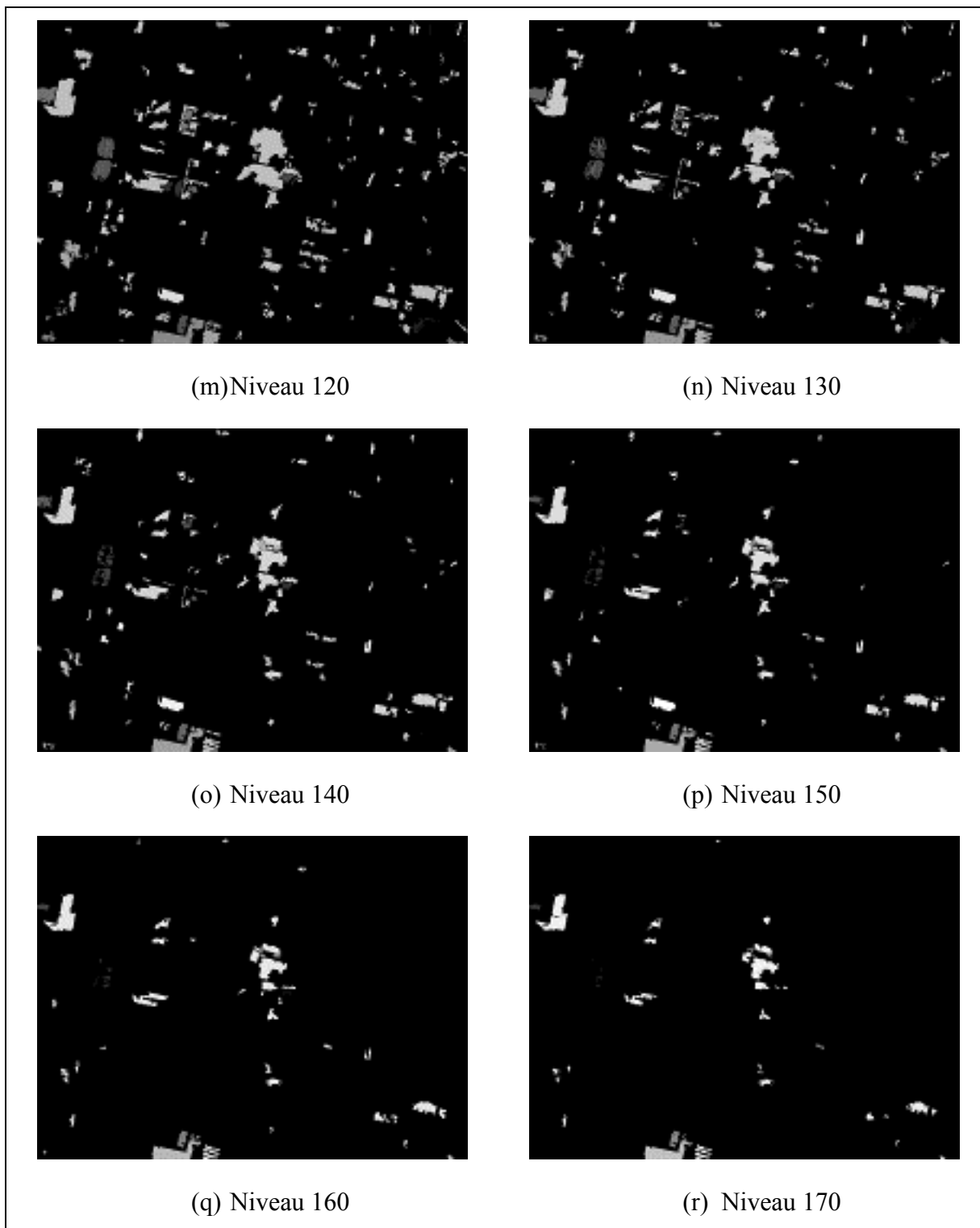


Figure 4.7 Représentation de l'image par niveau. Niveaux 120 à 170, (m) à (r) respectivement

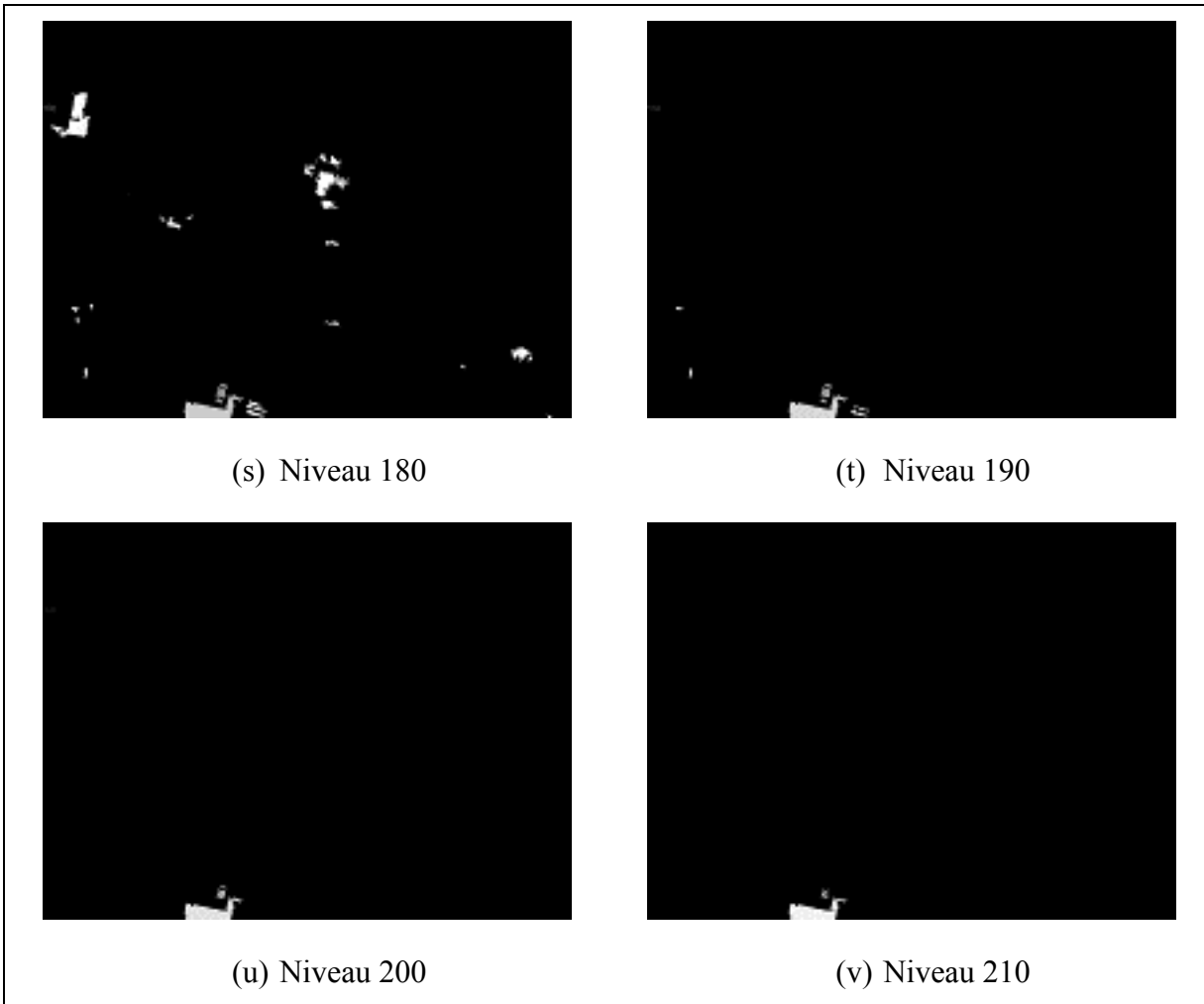


Figure 4.8 Représentation de l'image par niveau. Niveaux 180 à 210, (s) à (v) respectivement

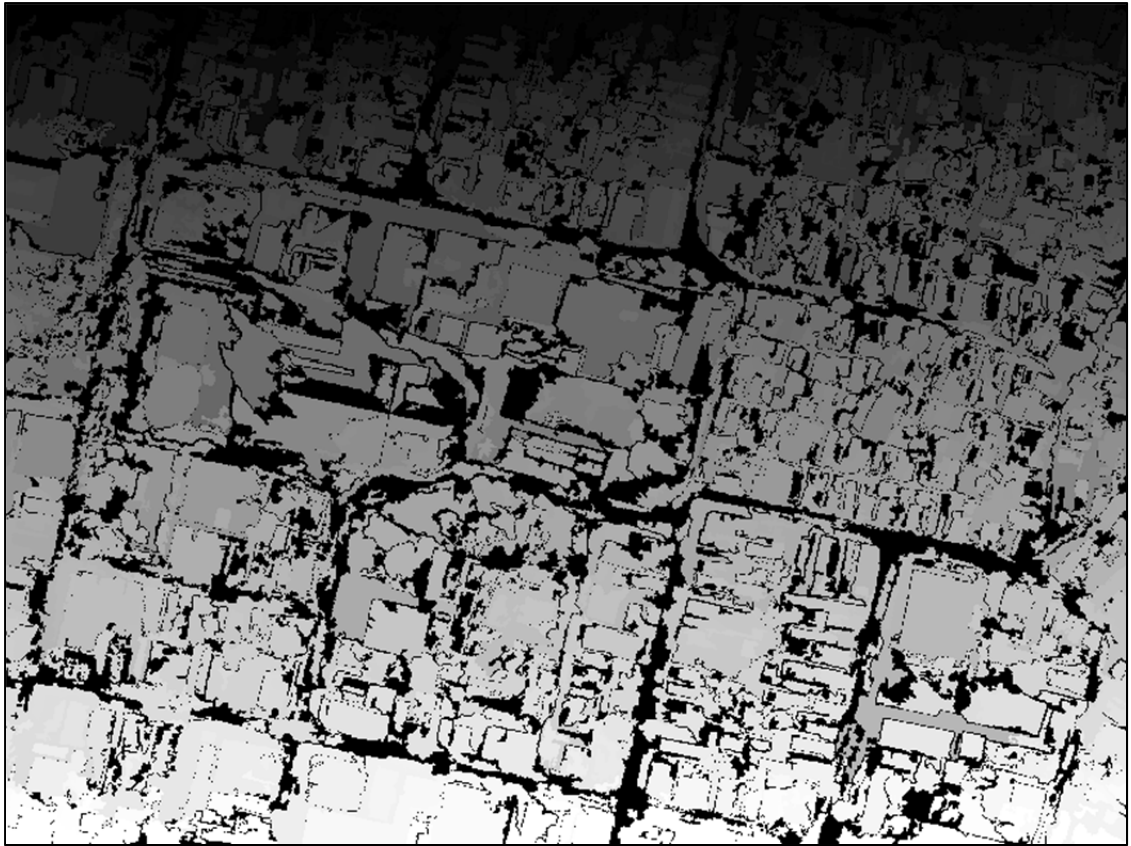


Figure 4.9 Étiquettes des objets conservés

De la représentation matricielle de 480 000 pixels à la représentation en arbre de niveaux de 37 974 formes, un facteur de compression de 92% est atteint. La cartographie des échelles à l'aide des paramètres déterminés par observation permet de passer de 37 974 formes à 1 262 objets (facteur de compression de 96,7%) pour une réduction globale du nombre d'éléments à considérer de 99,7% par rapport à l'image initiale. Une fois ce niveau de représentation atteint, l'espace mémoire requis pour stocker l'information propre à chaque objet et pour l'ensemble des formes est grandement réduit. De plus, le temps nécessaire pour classifier une image est diminué puisque le nombre d'évaluations à effectuer devient plus petit.

Une fois les paramètres du classificateur optimisés, le modèle de classification du SVM est généré à l'aide des échantillons d'apprentissage. Le Tableau 4.5 montre la matrice de confusion du modèle pour classifier les données de test et le Tableau 4.6 présente les taux de

classification pour les deux classes. Nous remarquons un taux de succès global de 79,9% pour les données de test de la région PAP1 lorsque 500 objets sont utilisés pour l'apprentissage et l'optimisation par validation croisée.

Tableau 4.5 Matrice de confusion - détection des bâtiments

Observation du terrain Classification	Bâtiment	Autre
Bâtiment	241	73
Autre	80	368
Total	321	441

Tableau 4.6 Taux de succès - détection des bâtiments

	Bâtiment	Autre
Taux du producteur (%)	75,1	83,4
Taux de l'utilisateur (%)	76,8	82,1
Taux global (%)	79,9	

Nous croyons qu'il est déraisonnable de prendre pour acquis qu'un photo-interprète est en mesure de sélectionner un nombre aussi important d'échantillons. L'utilisation d'un nombre plus petit d'échantillons significatifs permet de diminuer le temps d'apprentissage sans avoir d'impact négatif sur le taux de succès. Afin de vérifier cela, nous avons effectué des tests avec différentes quantités d'échantillons pour l'apprentissage. Par tranche de 50 objets allant de 50 à 500 échantillons, 100 itérations sont effectuées pour vérifier l'effet de l'augmentation du nombre d'échantillons sur le taux de succès. Pour chaque itération, les échantillons sont sélectionnés aléatoirement parmi l'ensemble. Dans chaque cas, pour les  $x$  échantillons, la proportion d'objet bâtiment par rapport aux autres objets demeure la même que pour

l'ensemble de la zone PAP1, c'est-à-dire environ 39%. Les résultats sont présentés dans le graphique de la Figure 4.10. En bleu, nous montrons le taux du producteur moyen pour la classe *bâtiment* pour 100 itérations et en vert le taux de l'utilisateur moyen.

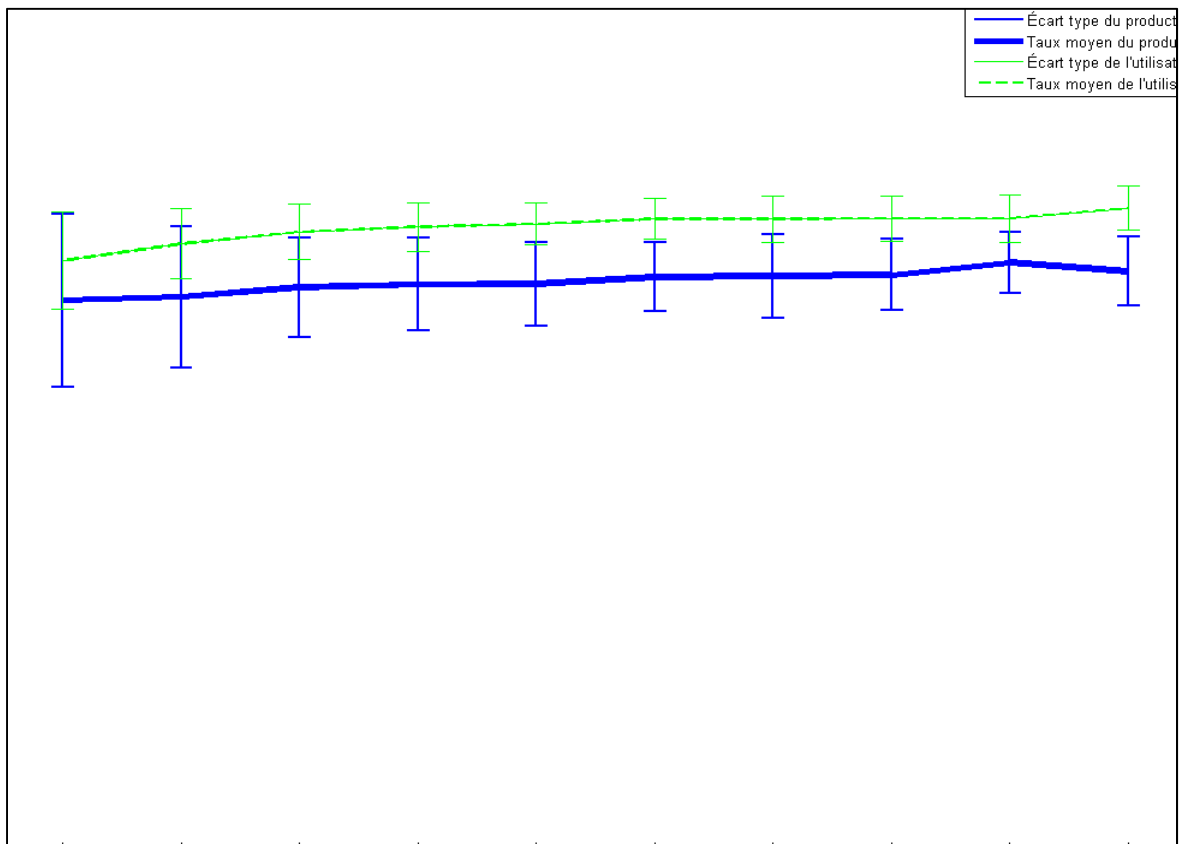


Figure 4.10 Évaluation de l'impact du nombre d'échantillons d'apprentissage - SVM

Nous remarquons sans surprise que pour seulement 50 échantillons, l'écart type est très grand (~5%) alors que pour un nombre important d'échantillons, l'écart type est bas (2% ou moins). Nous constatons aussi que 150 échantillons sont suffisants pour obtenir des taux comparables à ceux obtenus avec 500 échantillons. Un photo-interprète d'expérience devrait en effet être en mesure de rapidement sélectionner 50 objets discriminants, le reste pouvant être généré comme du bruit gaussien par des méthodes statistiques (Koistinen et Holmstrom, 1991). De plus, à quelques différences architecturales et texturales près, nous croyons qu'il

est peu probable qu'une scène comporte plus de 40 formes totalement distinctes représentant des bâtiments.

À la lumière de ces résultats, nous utilisons dorénavant 150 échantillons aléatoirement choisis pour l'apprentissage. Pour ce faire, nous nous basons sur l'étude du front de Pareto (Boschetti, Flasse et Brivio, 2004) en appliquant les contraintes suivantes : l'erreur commise par l'utilisateur devrait être de moins de 30% et l'erreur commise par le producteur devrait être la plus petite possible. Cela revient à dire que nous désirons d'abord minimiser l'erreur de commission (assigner une étiquette « bâtiment » à une forme qui n'en est pas un). La Figure 4.11 montre l'espace des possibilités et le front de Pareto par des ronds bleus et des étoiles rouges respectivement.

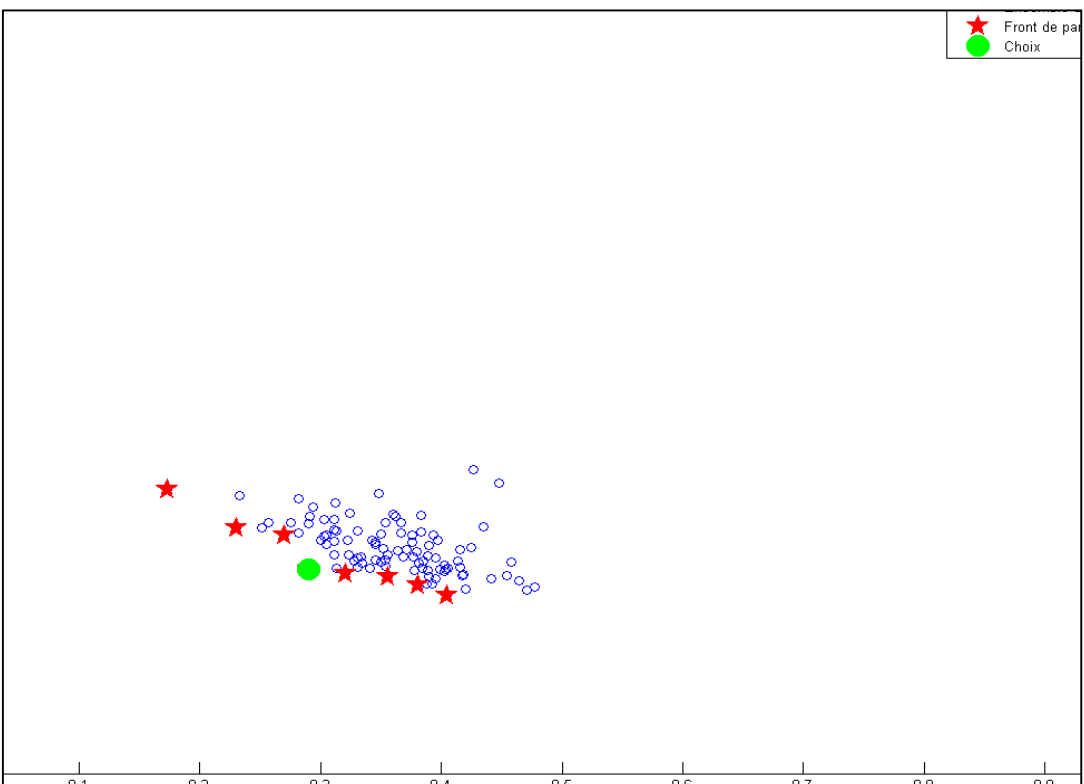


Figure 4.11 Front de Pareto pour différents paramètres du SVM

À l'aide d'un classificateur SVM entraîné avec des données de la scène PAP1, une classification des objets des scènes PAP2, PAP3 et PAP4 est effectuée dans le cas de

l'utilisation de tous les descripteurs (SVM-al), le cas où les descripteurs de profil d'échelle sont omis (SVM-ns) et le cas pour lequel les descripteurs basés sur les moments sont exclus (SVM-nm). Les résultats sont présentés dans le Tableau 4.7 pour ces trois régions provenant de l'image originale de Port-au-Prince. Nous désirons préciser que, bien qu'ils ne soient pas détaillés ici, divers tests ont été effectués pour évaluer la pertinence individuelle de chacun des descripteurs. En résumé, mis à part le ratio d'échelle et l'intensité du niveau de gris d'un objet, les descripteurs pris individuellement offrent des résultats inutilisables. Cela est normal si nous considérons, par exemple, les profils des échelles présentés au chapitre précédent et qui montrent clairement le pouvoir de séparation offert par l'utilisation de l'ensemble des points du profil d'échelle.

Tableau 4.7 Résultats selon les descripteurs utilisés

Descripteurs	PAP2			PAP3			PAP4		
	TP (%)	TU (%)	TG (%)	TP (%)	TU (%)	TG (%)	TP (%)	TU (%)	TG (%)
SVM-al	86,5	28,3	64,5	59,6	<b>78,8</b>	73,7	76,3	<b>53,2</b>	<b>75,1</b>
SVM-ns	<b>93,8</b>	20,6	44,1	<b>78,9</b>	71,8	75,7	<b>91,5</b>	46,0	68,4
SVM-nm	88,2	<b>30,5</b>	<b>67,7</b>	74,9	74,1	<b>76,1</b>	80,6	47,0	69,8

En premier lieu, nous remarquons que ne pas utiliser des points du profil d'échelle comme descripteurs a un impact négatif sur la précision du classificateur et sur le taux de l'utilisateur pour l'ensemble des zones testées. En second lieu, nous voyons que les résultats pour PAP3 sont très similaires à ceux de PAP1, ceci s'explique en grande partie par la proximité géographique des deux zones et par la composition de ces régions (milieu urbain dense). Finalement, le taux de l'utilisateur très bas de la région PAP2 s'explique en grande partie par le fait que le cimetière contient un nombre important de mausolées regroupés en segments qui ont les mêmes caractéristiques que les bâtiments, mais ces segments ont été étiquetés comme appartenant à la classe négative avant la classification automatique. Sachant que ces monuments aux morts ne sont normalement pas d'intérêt pour les secouristes, la classe des

bâtiments ne leur était pas assignée. Cette logique n'est pas nécessairement correcte puisque, outre leur taille, ces monuments ont les mêmes caractéristiques que les bâtiments réguliers lorsque acquis par un capteur satellite. Le graphique de la Figure 4.12 montre les taux de précision (pourcentage de classification correcte) pour les données de PAP1 selon les différents descripteurs utilisés et pour une quantité croissante d'échantillons utilisés pour l'apprentissage. Le graphique de la Figure 4.13 contient les courbes ROC pour les classificateurs selon les descripteurs utilisés. Ces figures ont été générées avec les données de test et ne peuvent donc pas être utilisées pour déterminer un point d'opération ou effectuer le choix d'un classificateur. Par contre, les deux graphiques nous permettent de confirmer que les descripteurs basés sur le profil d'échelle contribuent plus que les descripteurs basés sur les moments. Pour diminuer le temps de calcul et réduire la charge mémoire, les descripteurs de moments pourraient donc ne pas être inclus sans avoir un grand impact sur le succès de la méthode.

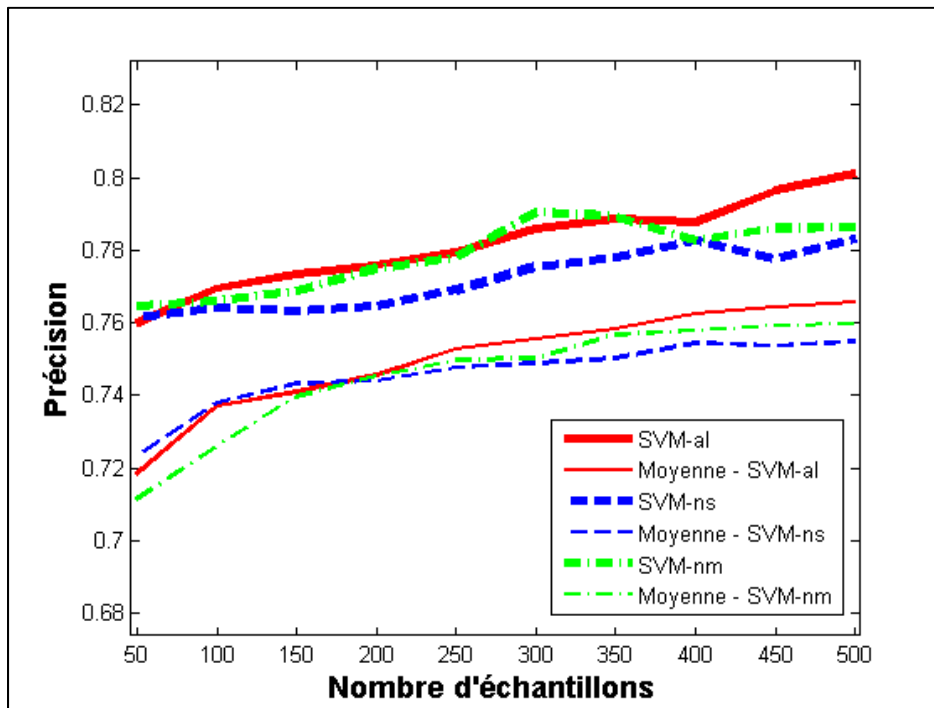


Figure 4.12 Taux de classification selon les descripteurs utilisés



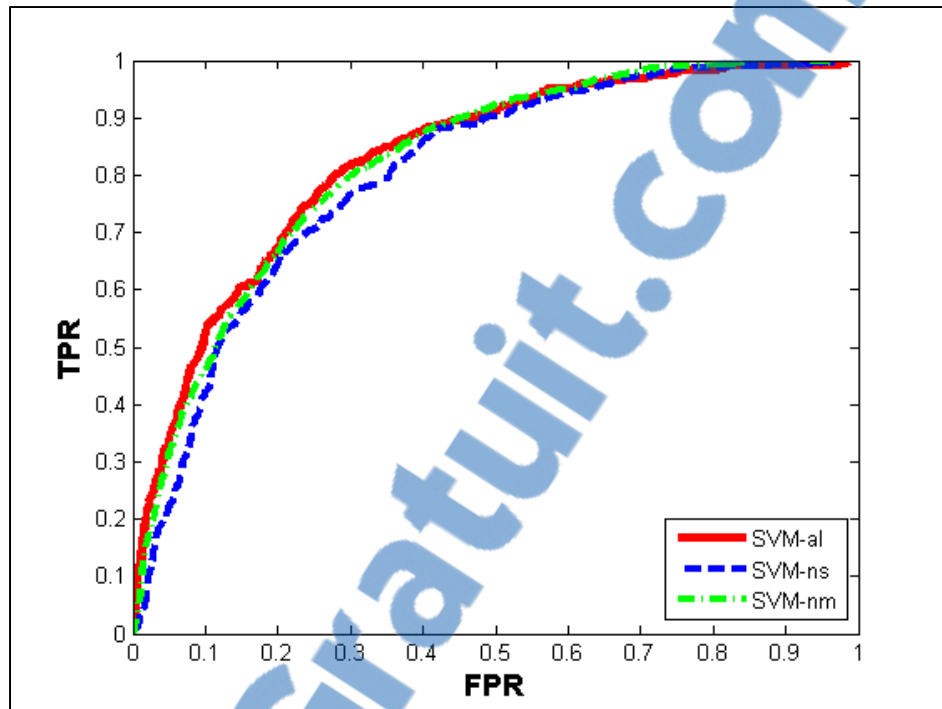


Figure 4.13 Courbes ROC selon les descripteurs utilisés

Nous présentons les tests sur les autres images dans les Tableau 4.8, Tableau 4.9 et Tableau 4.10 ci-après pour l'ensemble des descripteurs, les descripteurs sans le profil d'échelle et les descripteurs non basés sur les moments respectivement. Les Figure 4.14 – 4.17 montrent respectivement les résultats directement sur les images originales. Les cercles verts représentent les bâtiments correctement classifiés, les cercles rouges sont les bâtiments non détectés et les cercles jaunes sont les autres formes classifiées de manière erronée comme étant des bâtiments.

Tableau 4.8 Tests de généralisation sur d'autres images – tous les descripteurs

Image	Taux du producteur : bâtiment (%)	Taux de l'utilisateur : bâtiment (%)	Taux du producteur : autre (%)	Taux de l'utilisateur : autre (%)	Taux global (%)
Cagliari	47,6	38,9	68,4	75,6	62,2
Las Vegas	58,6	34,9	81,3	92,0	77,9
Denver	37,8	52,1	84,4	75,2	69,9
Arak	30,0	3,2	69,7	96,8	68,4
San Diego	31,6	33,2	84,2	83,2	73,8

Tableau 4.9 Tests de généralisation sur d'autres images - sans profil d'échelle

Image	Taux du producteur : bâtiment (%)	Taux de l'utilisateur : bâtiment (%)	Taux du producteur : autre (%)	Taux de l'utilisateur : autre (%)	Taux global (%)
Cagliari	80,3	38,6	46,0	84,7	56,2
Las Vegas	66,5	24,9	67,3	92,5	67,2
Denver	72,7	47,5	63,9	83,9	66,7
Arak	91,3	3,4	14,9	98,1	17,4
San Diego	90,2	31,4	51,1	95,5	58,8

Tableau 4.10 Tests de généralisation sur d'autres images - sans descripteurs de moments

Image	Taux du producteur : bâtiment (%)	Taux de l'utilisateur : bâtiment (%)	Taux du producteur : autre (%)	Taux de l'utilisateur : autre (%)	Taux global (%)
Cagliari	50,3	43,4	72,3	77,5	65,8
Las Vegas	71,2	46,4	86,6	94,9	84,4
Denver	39,4	43,3	76,9	73,9	65,3
Arak	31,3	8,3	88,6	97,5	86,8
San Diego	41,8	50,2	89,7	86,1	80,2

Nous notons plusieurs faits intéressants lors de l'étude des résultats du point de vue statistique et visuel. Tout d'abord, comme c'est le cas pour les régions de l'image d'Haïti, enlever les descripteurs basés sur les moments ou basés sur le profil d'échelle a un effet différent. L'exclusion des premiers a généralement pour effet d'augmenter le taux du producteur et de l'utilisateur pour la classe des bâtiments, ce qui a aussi pour effet d'augmenter le taux global. L'exclusion des descripteurs basés sur le profil d'échelle fait augmenter considérablement le taux de producteur pour les bâtiments, mais ceci au détriment du taux de l'utilisateur. Pour avoir un modèle utile dans le plus de cas possible, nous recommandons donc soit d'utiliser l'ensemble des descripteurs ou éliminer seulement les descripteurs basés sur les moments.

L'étude visuelle des résultats a aussi permis de dépister des erreurs dans l'étiquetage des classes pour les données de test de plusieurs images. Ainsi, plusieurs bâtiments avaient été omis, ce qui avait un effet négatif important sur le taux de l'utilisateur de la classe des bâtiments. Après la correction de ces erreurs d'étiquetage une augmentation du taux du producteur d'entre 1% et 4% a été constatée alors que le taux de l'utilisateur a augmenté de 1% à 20% selon les images. Le taux global a augmenté d'entre 0,5% à 2%. Ces constatations démontrent que le modèle est en mesure de bien extraire les bâtiments, même ceux qu'un opérateur humain aurait de la difficulté à identifier.

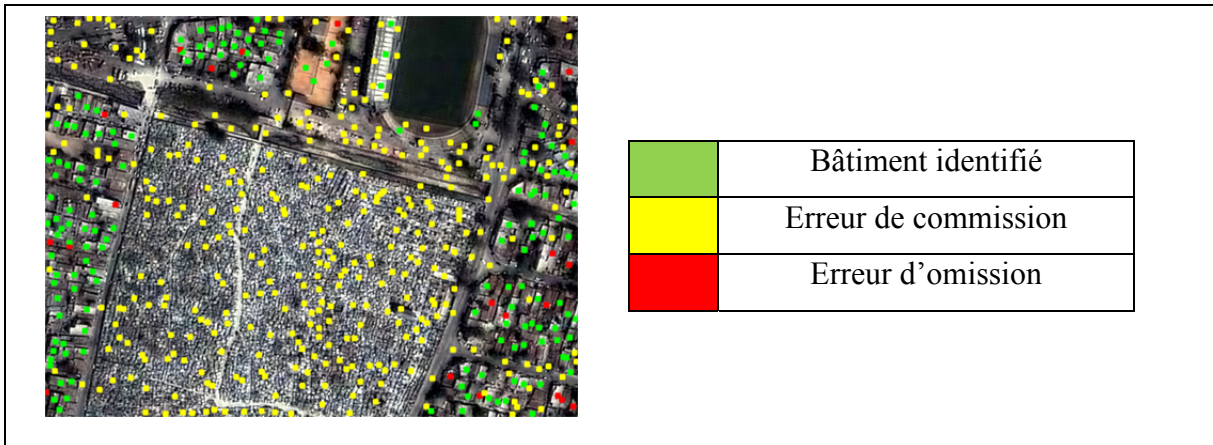


Figure 4.14 Résultats visuels du test sur PAP2

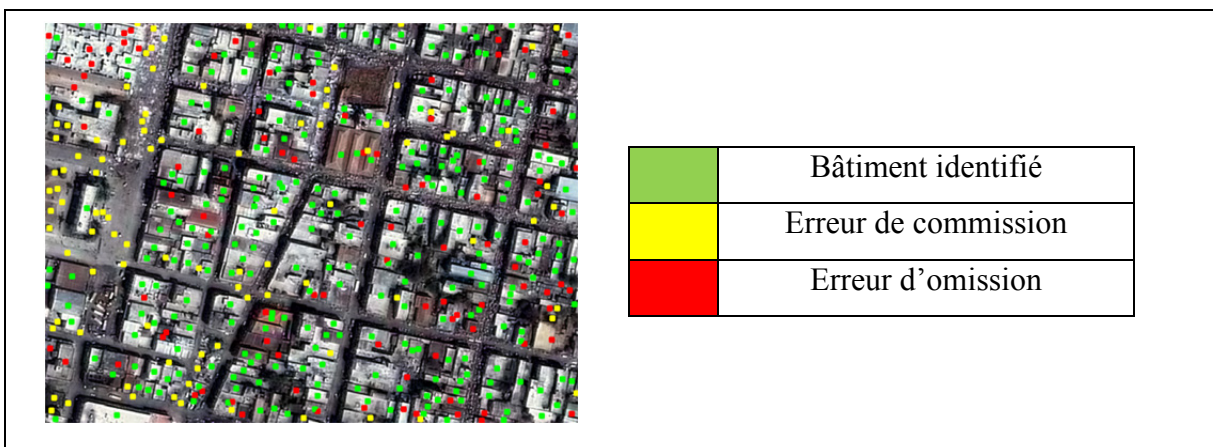


Figure 4.15 Résultats visuels du test sur PAP3

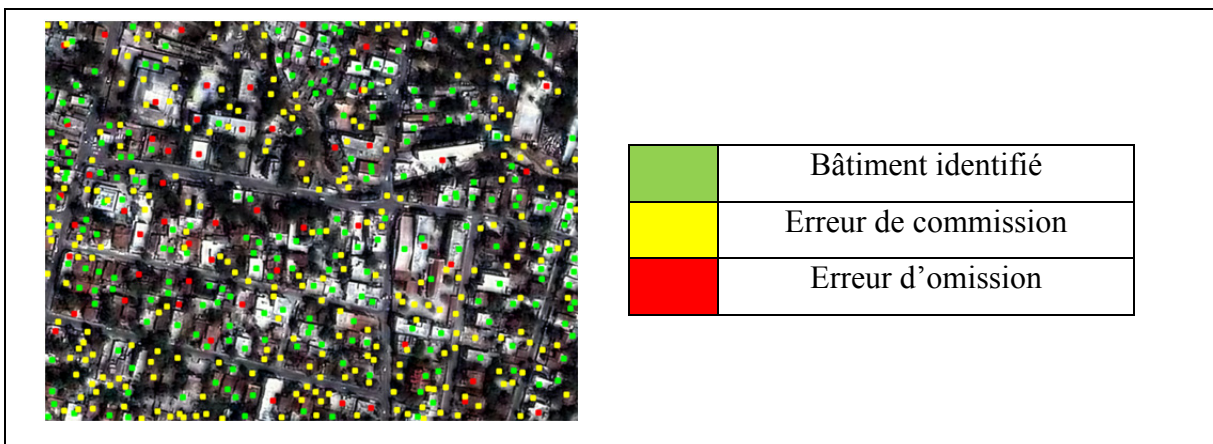


Figure 4.16 Résultats visuels du test sur PAP4

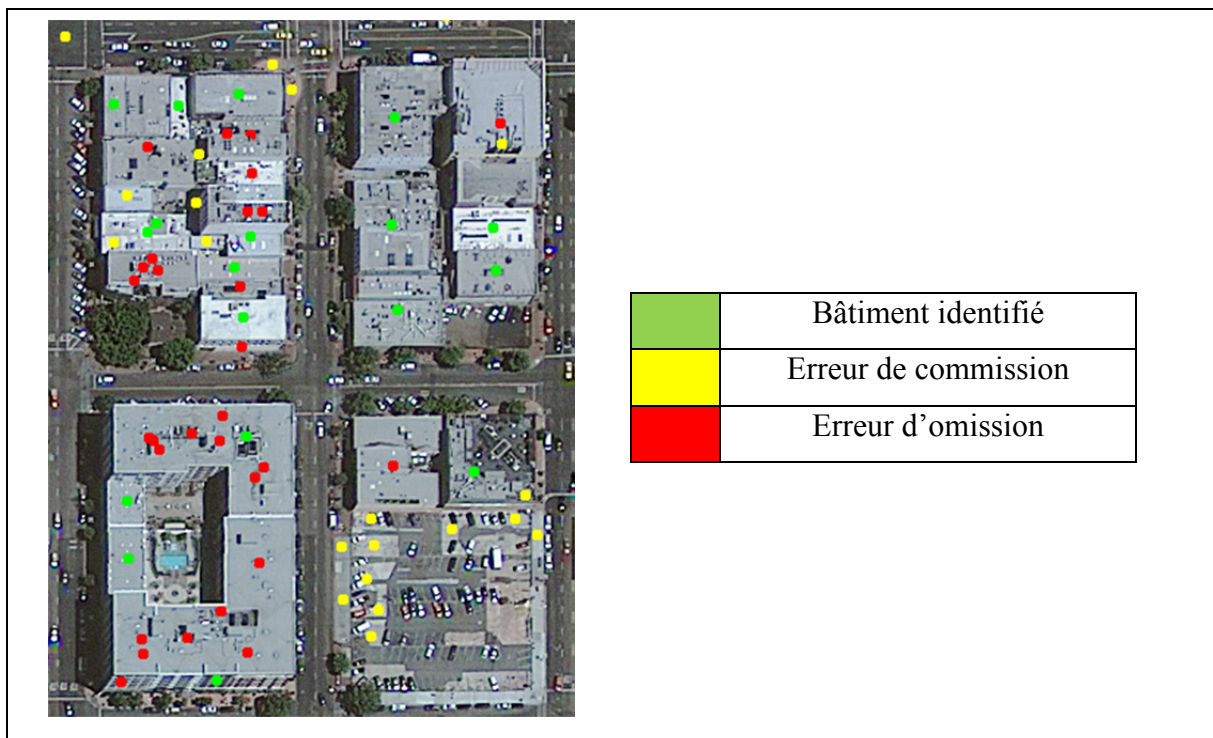


Figure 4.17 Résultats visuels du test sur une partie de l'image de San Diego

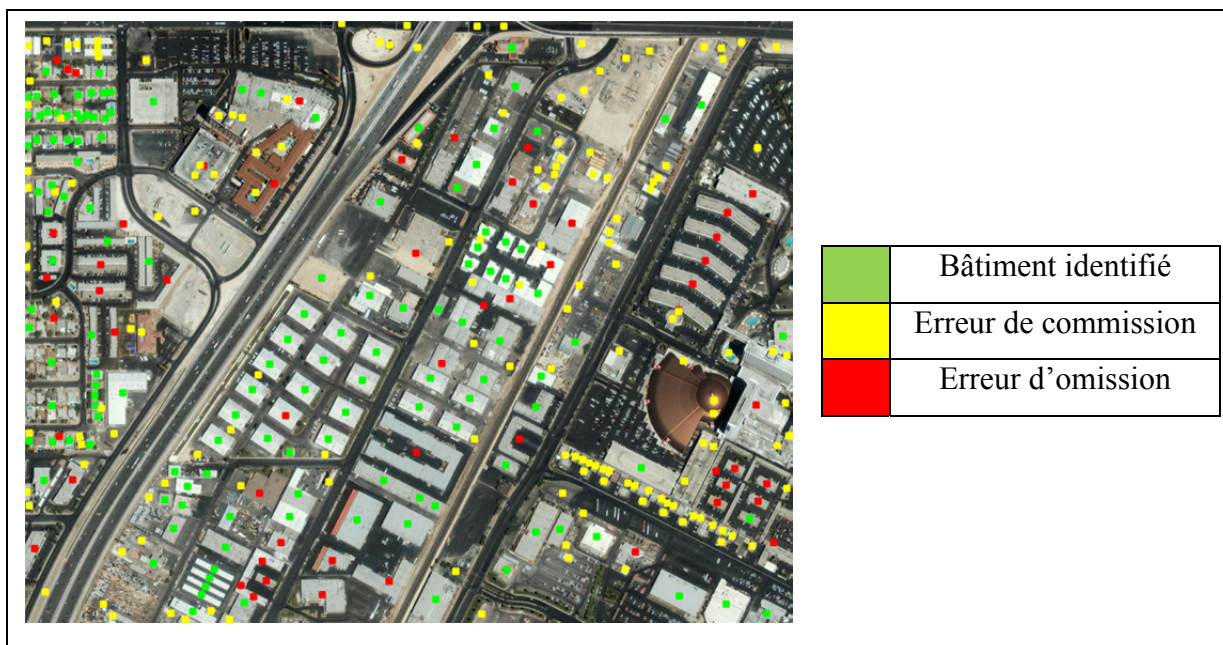


Figure 4.18 Résultats visuels du test sur une partie de l'image de Las Vegas

### 4.3.3 Appariement des formes

Puisque notre jeu de données de la région PAP1 est composé de 533 bâtiments et que l'évaluation des performances d'appariement complet nécessiterait la mise en correspondance manuelle de ces bâtiments avec les 533 formes (parmi plus de 1 000) de l'image d'après catastrophe représentant ces mêmes bâtiments, nous avons décidé de présenter seulement les détails des résultats pour une partie de la région. L'imagette de la Figure 4.19 contient une partie de l'image avant (gauche) et après évènement (droite) autour des bâtiments situés à l'est de la cathédrale. Les bâtiments extraits de l'image avant catastrophe et utilisés pour les tests sont encadrés en vert (a). Les formes de l'image après catastrophe correctement appariées sont encadrées de vert (b) et celles faussement appariées sont encadrées de rouge.

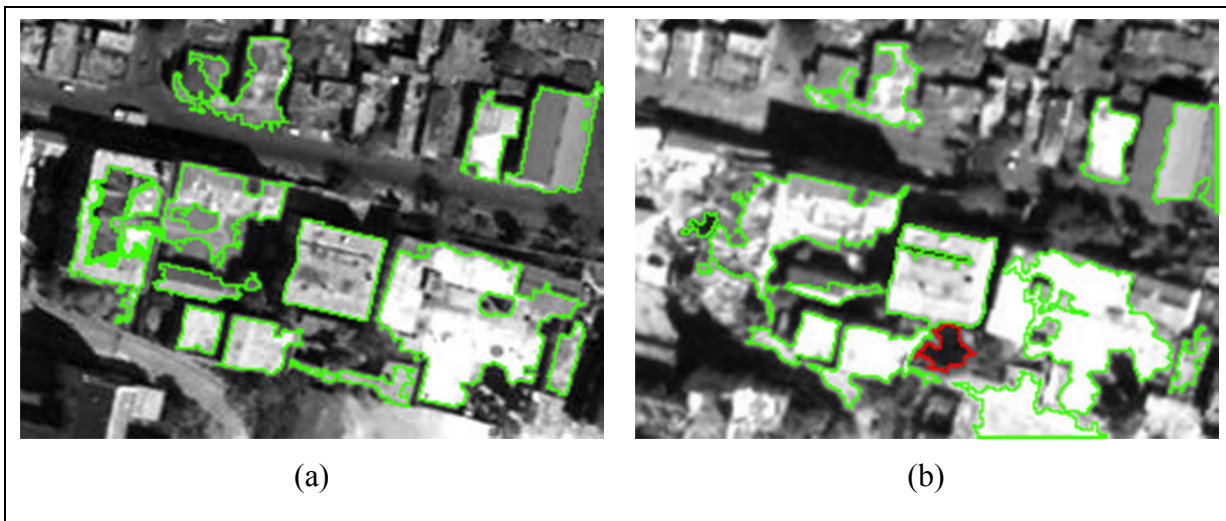


Figure 4.19 Image des bâtiments utilisés pour les tests d'appariement

Ces deux images sont recalées avec précision et les seules différences de positionnement sont causées par la différence légère d'angle de visé entre les deux dates. Nous pouvons voir que seulement une forme est mal appariée. La raison principale est que dans l'image après évènement, les deux segments de bâtiment en bas au centre de l'image sont fusionnés lors de la segmentation initiale, ce qui n'était pas le cas pour l'image pré-évènement. Nous avons

effectué des tests en appliquant une translation selon l'axe des x (horizontal). Les résultats apparaissent à la Figure 4.20 avec cinq pixels de décalage en (a) et dix pixels de décalage en (b).

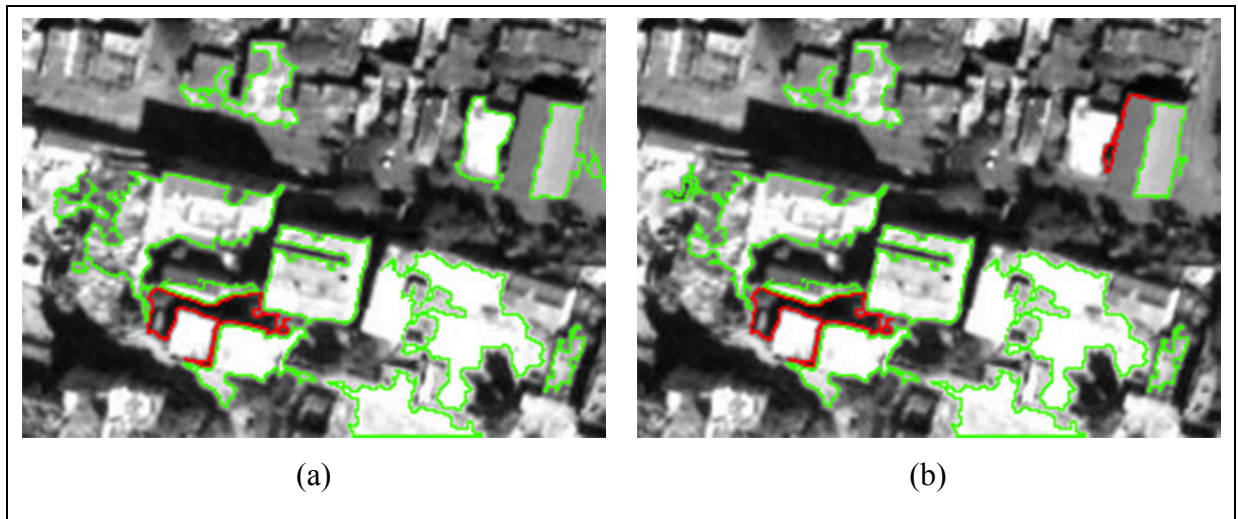
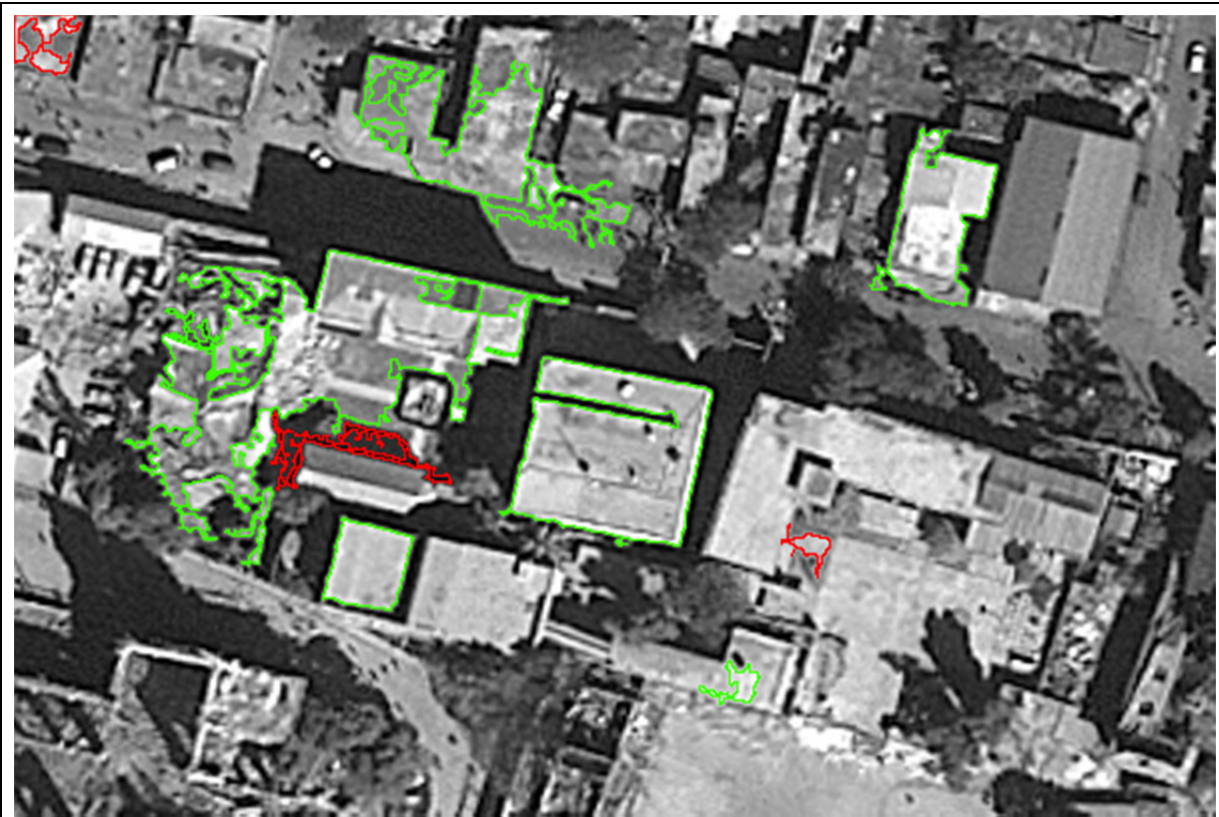


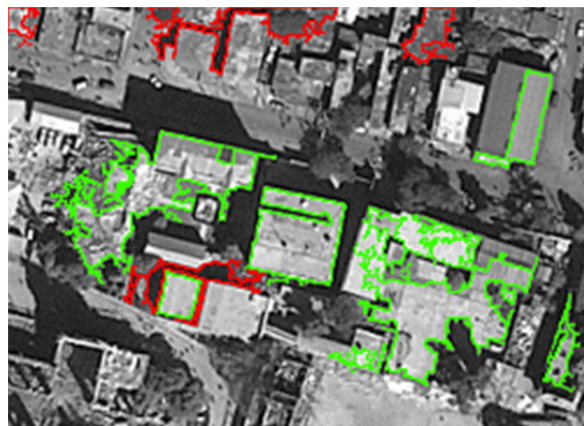
Figure 4.20 Tests d'appariement avec une translation de 5 ou 10 pixels

Nous pouvons remarquer l'apparition progressive de quelques erreurs d'appariement avec l'augmentation du décalage avec l'image pré-événement, mais dans l'ensemble, les formes sont correctement associées aux bâtiments extraits. Le choix de la méthode d'appariement semble donc adéquat pour l'appariement d'images avant et après catastrophe issues du même capteur et pour des conditions d'acquisition similaires. Qu'en est-il de l'utilisation d'images provenant de capteurs différents ou avec des conditions d'acquisitions différentes? Nous avons effectué des tests avec la même image pré-événement, mais en utilisant une image post-événement provenant du capteur GeoEye-1. L'image panchromatique, captée le 13 janvier 2010, a une résolution spatiale de 0,4 m. Les résultats sont présentés à la Figure 4.21. En (a), nous présentons les tests sur l'image originale pleine résolution. Nous remarquons rapidement qu'il y a un nombre beaucoup plus important de faux appariements. Les causes possibles sont : la différence de résolution, la position et l'angle du capteur, le décalage entre les images et les différences de segmentation. En (b), nous avons rééchantillonné l'image pour qu'elle soit de résolution identique à l'image avant catastrophe (soit 0,6 m). Moins de formes sont omises, mais plusieurs erreurs sont encore présentes. Nous avons comparé les

segments issus de la cartographie des échelles pour les deux images et nous remarquons des différences importantes pour plusieurs formes.



(a)



(b)

Figure 4.21 Tests d'appariement avec une image de modalité différente



Nous présentons les segments provenant de l'image Quickbird avant catastrophe (a) et de l'image GeoEye après catastrophe à la Figure 4.22. Plusieurs formes sont fusionnées dans l'image GeoEye rendant l'appariement difficile.

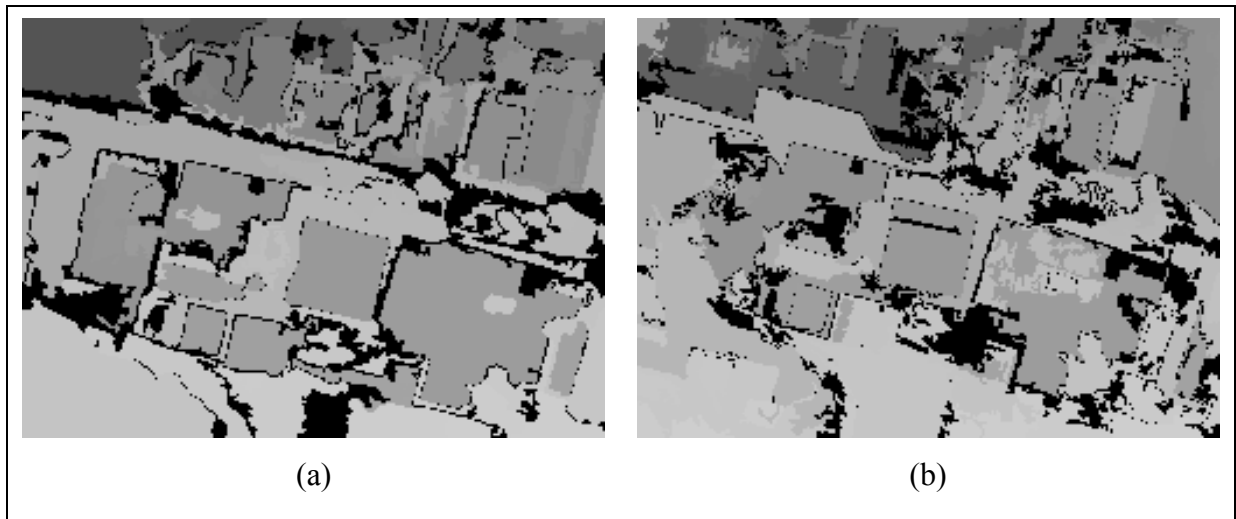


Figure 4.22 Segments issus de deux images provenant de capteurs différents

#### 4.3.4 Évaluation des dégâts

Une fois les bâtiments extraits et après l'application de corrections par un photo-interprète lorsque c'est nécessaire, l'évaluation des dégâts subis ou non par ces bâtiments peut être effectuée. Le MLP utilisé comporte 14 neurones en couche cachée (une seule couche), trois neurones en couche de sortie (un par classe), une fonction d'activation tangent hyperbolique pour la couche cachée et une fonction log-sigmoïde pour la couche de sortie. Le taux d'apprentissage  $\eta$  est fixé à 0,15 et le nombre d'époques à 500. L'ensemble de ces valeurs a été déterminé par l'expérience et les pratiques courantes pour les MLP. Nous démontrons plus bas que sans optimisation particulière les résultats sont déjà satisfaisants. Afin d'évaluer l'apport du classificateur de dégât seul, l'ensemble des formes bâtiments est utilisé plutôt que seulement les formes correctement identifiées lors de l'étape précédente. La Figure 4.23 contient donc ces bâtiments avec les dégâts associés selon l'atlas préparé par UNOSAT, JRC et WB mentionné au début du chapitre. Pour la scène PAPI, 533 formes sont ainsi utilisées,

parmi celles-ci, de 100 à 300 formes sont utilisées pour l'apprentissage afin de vérifier l'effet du nombre d'échantillons pris pour l'entraînement sur la performance du classificateur. Pour les tests, 200 bâtiments sont utilisés. Comme pour l'extraction des bâtiments, chaque classe est représentée par un nombre d'échantillons ayant le même rapport de proportion que l'ensemble global de la scène.

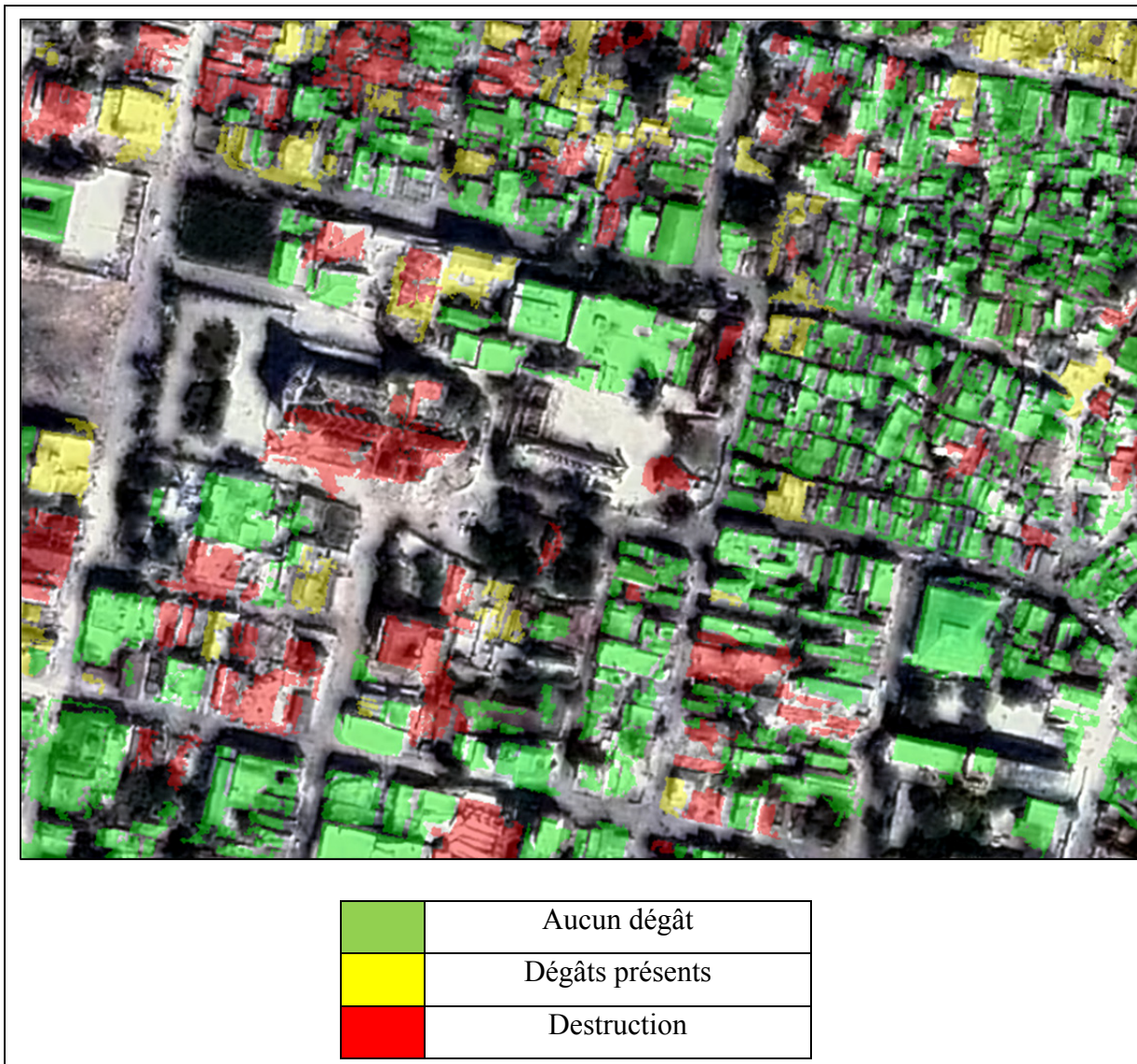


Figure 4.23 Dégâts sur les bâtiments - référence

Nous considérons qu'il est aussi important de vérifier la pertinence des différents groupes de descripteurs afin d'assurer l'utilisation d'une combinaison la meilleure possible. C'est pourquoi nous effectuons une série d'apprentissages avec tous les descripteurs (DMG-al), avec tous sauf les descripteurs issus des moments géométriques (DMG-nm), avec tous sauf les ratios de profil d'échelle (DMG-ns) et finalement avec tous sauf les descripteurs de texture de Laws (DMG-nt).

Le graphique de la Figure 4.24 contient les courbes tracées pour ces quatre séries de descripteurs. Ce graphique nous permet de constater que l'utilisation de l'ensemble des descripteurs donne les meilleurs résultats. L'exclusion des mesures de texture a le plus grand impact négatif sur les résultats. Cela démontre l'importance d'utiliser ces descripteurs pour la discrimination des différentes classes de dégâts. Pour les tests subséquents, l'ensemble des descripteurs est conservé. La Figure 4.25 contient les résultats de la classification obtenus avec un modèle utilisant l'ensemble des descripteurs. À première vue, nous trouvons une bonne correspondance entre ces résultats et l'étiquetage de référence de la Figure 4.23, mais une étude quantitative est nécessaire pour juger adéquatement du résultat.

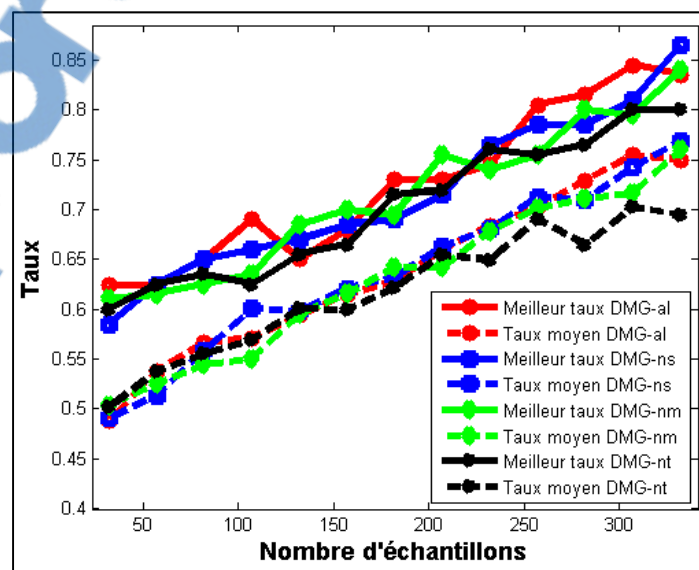


Figure 4.24 Taux selon le nombre d'échantillons et selon les descripteurs

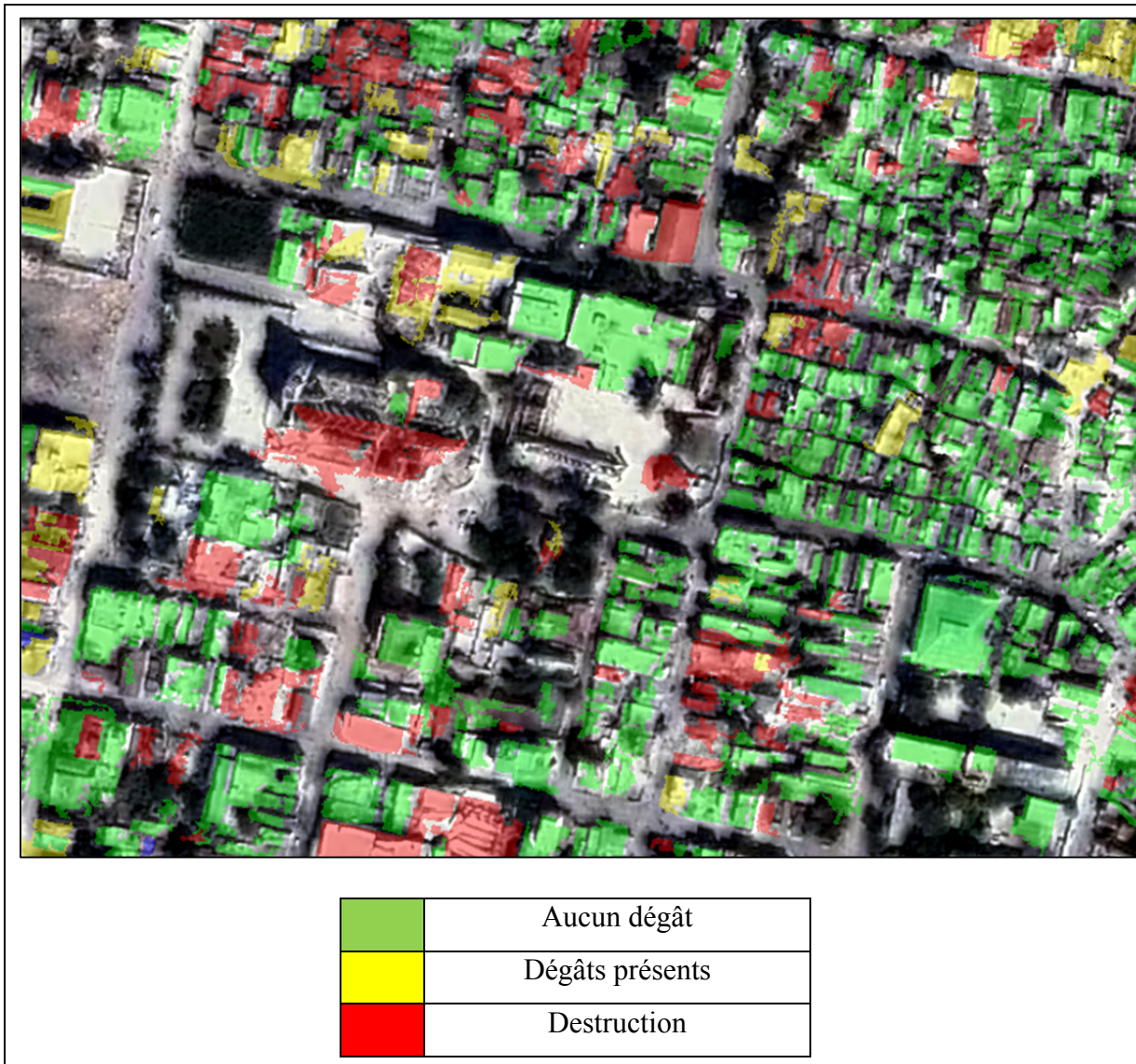


Figure 4.25 Dégâts sur les bâtiments - résultats

La matrice de confusion du Tableau 4.11 contient les résultats de la classification à l'aide du classificateur ayant obtenu le plus haut taux de succès pondéré par classe en utilisant 300 échantillons pour l'apprentissage. Le Tableau 4.12 donne les différents taux calculés à partir de la matrice de confusion. Nous constatons, à l'aide de cette matrice de confusion, que la classe représentant les bâtiments intacts ou peu endommagés contient beaucoup plus d'objets que les autres classes. Les bâtiments de la classe *EMS-98 5* sont plus souvent classifiés

comme appartenant à la classe *EMS-98 0-1-2-3* qu'à la classe *EMS-98 4*. La même chose peut inversement être constatée pour la classe *EMS-98 0-1-2-3*. Nous avons superposé les bâtiments mal étiquetés sur l'image post-événement afin de déterminer si un modèle existe pour décrire ces erreurs.

Tableau 4.11 Matrice de confusion montrant le résultat de détection des dégâts – PAP1

Observation du terrain Classification	EMS-98 0-1-2-3	EMS-98 4	EMS-98 5
EMS-98 0-1-2-3	140	10	10
EMS-98 4	3	16	2
EMS-98 5	9	3	39
Total	152	29	51

Tableau 4.12 Résultats de détection des dégâts – PAP1

	EMS-98 0-1-2-3	EMS-98 4	EMS-98 5
Taux du producteur (%)	92,1	55,2	76,5
Taux de l'utilisateur (%)	87,5	76,2	76,5
Taux global (%)	84		

La Figure 4.26 contient ces objets représentés par un code de couleur défini dans le Tableau 4.13. La première remarque que nous pouvons faire est que plusieurs des bâtiments intacts considérés endommagés sont situés près de bâtiments détruits. Nous croyons que la présence de débris mal segmentés est à l'origine de cette mauvaise classification.



Figure 4.26 Erreurs de classification des dégâts

Tableau 4.13 Code couleur des erreurs de classification

Couleur	Référence	Classification
<b>Indigo</b>	EMS-98 4	EMS-98 0-1-2-3
<b>Vert</b>	EMS-98 5	EMS-98 0-1-2-3
<b>Jaune</b>	EMS-98 0-1-2-3	EMS-98 4
<b>Orange</b>	EMS-98 5	EMS-98 4
<b>Mauve</b>	EMS-98 0-1-2-3	EMS-98 5
<b>Rose</b>	EMS-98 4	EMS-98 5

Pour ce qui est des bâtiments détruits considérés comme intacts par le classificateur, après une vérification minutieuse, certains (comme le bâtiment près du centre de la bordure inférieure de l'image) ont en effet des sections endommagées qui affectent suffisamment les caractéristiques de la forme pour qu'elle soit considérée comme étant globalement endommagée. À la lumière de ceci, les taux présentés au Tableau 4.12 sont satisfaisants puisqu'ils dépassent le 70% attendu des photos-interprètes pour une application de ce genre.

Pour vérifier le potentiel d'application de la méthode, nous l'avons aussi utilisée sur la zone PAP3 de Port-au-Prince puisqu'il s'agit d'une région très touchée où les dégâts sont facilement identifiables par inspection visuelle. Comme pour PAP1, la matrice de confusion est présentée au Tableau 4.14 et les taux de succès se trouvent dans le Tableau 4.15. Les résultats sont similaires à ceux obtenus pour la zone PAP1. Nous notons qu'il y a moins de confusion entre les classes *EMS-98 0-1-2-3* et *EMS-98 5* que précédemment alors que les dégâts provenant de la classe *EMS-98 4* sont plus souvent mal classés dans *EMS-98 5*.

Tableau 4.14 Matrice de confusion montrant le résultat de détection des dégâts – PAP3

Observation du terrain Classification	EMS-98 0-1-2-3	EMS-98 4	EMS-98 5
EMS-98 0-1-2-3	26	1	2
EMS-98 4	3	34	4
EMS-98 5	3	5	37
Total	32	40	43

En regardant l'image après événement de la zone PAP3, nous voyons que les bâtiments peu ou pas endommagés ressemblent beaucoup plus aux bâtiments avant la catastrophe et que les bâtiments détruits sont très facilement identifiables. Par contre, certains bâtiments de la classe *EMS-98 4* semblent parfois détruits à cause des débris provenant de bâtiments adjacents. C'est une des limites de l'algorithme : le choix de l'appartenance des débris à un

bâtiment plutôt qu'à un autre est fait par l'algorithme de FLST. Dans l'ensemble, les résultats sont toutefois bons avec un taux global de plus de 84% et des taux de producteur et d'utilisateur de chaque classe au-dessus de 80%. Cela montre que le classificateur est bien en mesure d'éviter les faux positifs et les faux négatifs. Rappelons d'ailleurs qu'il est plus important d'éviter de manquer des bâtiments endommagés ou détruits que d'assurer une bonne classification des bâtiments peu endommagés.

Tableau 4.15 Résultats de détection des dégâts – PAP3

	EMS-98 0-1-2-3	EMS-98 4	EMS-98 5
Taux du producteur (%)	81,2	85	86
Taux de l'utilisateur (%)	89,7	82,9	82,2
Taux global (%)	84,3		

#### 4.4 Interprétation des résultats

L'analyse des résultats des étapes d'extraction des bâtiments et d'évaluation des dégâts nous font remarquer certains problèmes rencontrés avec la méthode proposée. Ces difficultés sont liées à différents aspects dont la composition de la zone étudiée, la précision du recalage, les choix d'attributs utilisés et la résolution de l'image.

##### 4.4.1 Problèmes de segmentation

Comme dans tout système basé sur l'extraction de formes, nous avons remarqué que le succès est en grande partie influencé par la qualité de la segmentation. Si certains objets sont sursegmentés, alors plusieurs formes superflues sont générées et changent grandement les statistiques rattachées aux différents attributs. Dans le cas contraire, s'il y a sous-segmentation, des arbres, ombres et bâtiments peuvent se retrouver dans une unique forme et



ainsi générer des valeurs d'attributs difficilement interprétables par le classificateur. Ces problèmes sont survenus lors de nos travaux et nous les présentons ici.

Tout d'abord, la difficulté de segmenter adéquatement les toits complexes ayant de fortes pentes nous apparaît comme un problème classique pour la segmentation en milieu urbain. Un toit en pente dans une image signifie un changement important de l'intensité lumineuse entre les deux côtés de la crête. Puisque de nombreux algorithmes de segmentation sont basés sur la croissance de région et des contraintes sur les différences d'intensité, il en résulte une sursegmentation des toits avec pente. La Figure 4.27 contient un exemple évident de cela. Il s'agit de la cathédrale de Port-au-Prince. En forme de croix, ce bâtiment a un toit composé de multiples plans avec des pentes considérables. La sursegmentation de ce bâtiment est facilement identifiable : les différents plans sont segmentés séparément et les plans ombragés sont particulièrement sursegmentés.

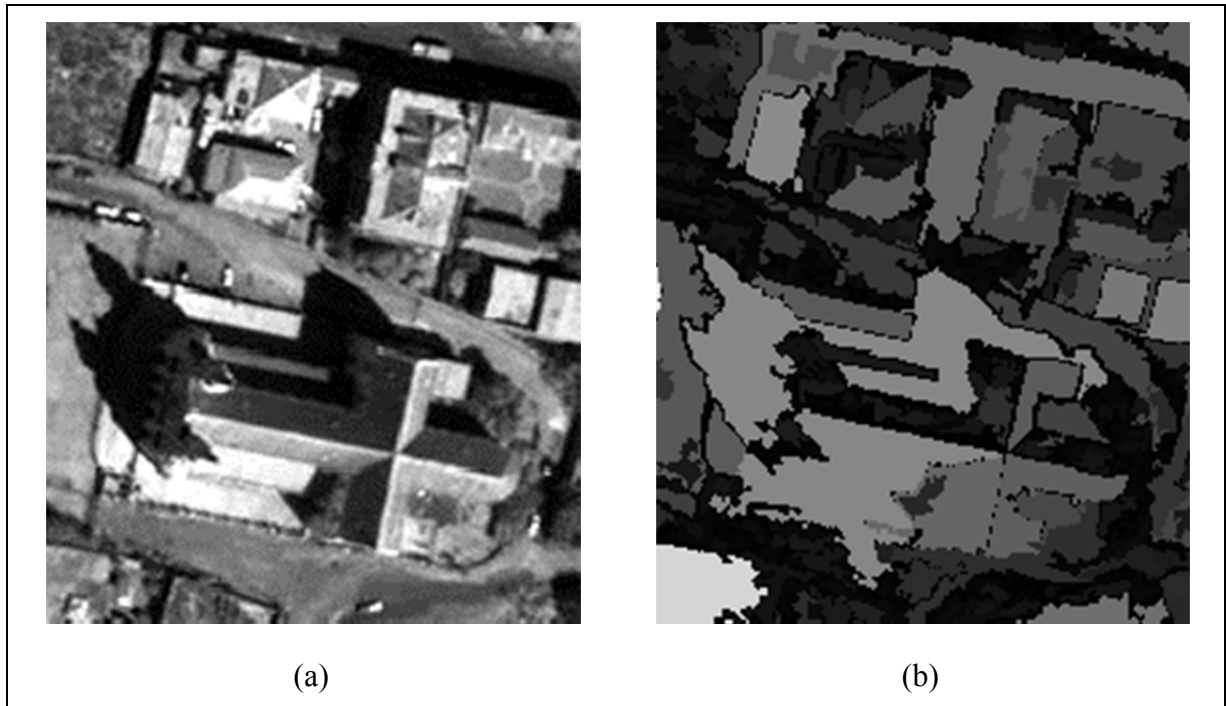


Figure 4.27 Exemple de sursegmentation: Image de la cathédrale de Port-au-Prince (a) et résultat de la segmentation (b)

En ce qui concerne la sous-segmentation dans le cas d'une segmentation par FLST et cartographie des échelles, il s'agit généralement de problèmes de « débordement » de régions d'intérêt sur des régions voisines dont l'intensité est similaire. Ainsi, toujours dans la Figure 4.27, le bâtiment situé dans la partie supérieure droite de l'image est fusionné avec une partie de la cour intérieure situé au sud, car le chemin de la cour a une intensité semblable à celle du toit du bâtiment.

Dans le cas de l'utilisation d'images avant et après catastrophe, ces conditions peuvent nuire à l'évaluation des dégâts de plusieurs façons. Premièrement, les bâtiments sursegmentés ont des caractéristiques de forme similaires aux zones de végétation (formes sinueuses de tailles variées) qui peuvent contribuer à diminuer le taux de discrimination des bâtiments. Deuxièmement, les zones sous-segmentées risquent de nuire lors de l'extraction de statistiques texturales sur les formes pour l'évaluation des dégâts.

#### **4.4.2 Difficultés rencontrées pour l'appariement des formes**

L'appariement de formes est en soi un problème important ayant fait l'objet de nombreuses publications. L'appariement de formes dans les images avant et après désastre implique de faire correspondre des formes qui comportent non seulement des différences d'angle de vue, d'illumination et de résolution spatiale, mais aussi des différences causées par la catastrophe impliquée. Dans le cas présent, le facteur ayant eu l'impact le plus important est sans doute le changement d'illumination. L'image panchromatique du 15 janvier 2010 est en effet beaucoup plus saturée que l'image du 22 février 2009. Ceci a pour effet de rendre plus flou les contours des bâtiments et donc les formes pertinentes extraites sont légèrement plus grandes. Les tests démontrent que ce facteur n'a pas fortement influencé l'évaluation des dégâts puisque cet effet est généralisé et est donc non discriminant. Nous avons remarqué que certains bâtiments ont été associés à des formes après événement autre que les formes identifiées visuellement comme étant réellement associées. Une analyse montre que dans la majorité des cas il s'agissait de bâtiments très endommagés, voire même détruits et que ce mauvais appariement n'a pas eu d'impact sur la classification des dégâts pour ces bâtiments.

#### 4.4.3 Qualité de l'évaluation des dégâts

Pour l'évaluation des dégâts, les travaux initiaux ont été effectués avec un classificateur SVM à noyau RBF optimisé de manière similaire à celui utilisé pour la détection des bâtiments. Les résultats obtenus ont été désastreux : un taux global de succès de moins de 65%. Le classificateur fait invariablement en sorte que la majorité des bâtiments se retrouvent dans la classe des peu ou pas de dégâts laissant les deux autres classes parfois vides ou avec des taux de succès ne dépassant que rarement 20%. En premier lieu, nous avons cru qu'il s'agissait d'un problème avec le module SVM d'OTB, mais des tests avec le SVM intégré à Matlab et la bibliothèque LIBSVM ont donné des résultats similaires. Par la suite, nous avons effectué de nouveaux tests avec d'autres noyaux (linéaire, polynomial et sigmoïde) en faisant varier les paramètres sur des plages raisonnables de valeurs. De plus, les descripteurs utilisés ont été modifiés, retirés ou combinés de manières différentes. Finalement, nous avons tenté de simplifier le problème en combinant les classes de dégâts pour obtenir une classification binaire sans plus de succès. Nous comprenons donc que le classificateur SVM n'est pas en mesure de bien gérer le problème de déséquilibre entre les classes. C'est un des désavantages connus du SVM (Tang et al., 2009) que de favoriser la classe contenant le plus de représentants. Des tests ont donc été effectués à l'aide de deux méthodes proposées pour contrer ce problème : l'utilisation d'un plus petit nombre d'échantillons pour les classes surreprésentées et l'utilisation de poids pour pondérer le facteur C d'ajustement de la marge de séparation du classificateur. Dans les deux cas, les changements n'ont pas eu d'impact positif significatif. Le SVM ne semble pas en mesure de classer adéquatement les données. Des recherches plus poussées sont nécessaires pour établir la cause, mais cela dépasse le cadre de cette thèse.

Afin de pallier à cette embûche rencontrée au cours des expérimentations, nous avons opté pour le réseau de neurones multicouches de type Perceptron comme classificateur de rechange. Comme nous pouvons le constater grâce aux Tableau 4.11, Tableau 4.12, Tableau 4.14 et Tableau 4.15, le MLP réussit bien à séparer les trois classes autant dans les données d'apprentissage que de test. Malgré cela, nous avons noté certains points nécessitant

considération. La segmentation joue, encore une fois, un rôle très important pour l'évaluation des dégâts. Si plusieurs bâtiments font partie d'un seul segment et que ces bâtiments n'ont pas le même degré de dégât, l'opérateur doit-il favoriser une classe de dégât plutôt qu'une autre pour l'assignation d'une classe au segment? Est-ce que les bâtiments n'ayant pu être appariés correctement devraient automatiquement être considérés comme intacts, endommagés ou détruits? Dans les zones étudiées, nous n'avons pas remarqué de changements sur les bâtiments autres que ceux causés par le tremblement de terre, mais des tests seraient nécessaires pour vérifier si l'algorithme est en mesure de faire la différence entre un changement associé à la catastrophe et des changements jugés normaux comme les rénovations et le changement du matériau recouvrant le toit, par exemple.

## **4.5 Discussion**

Les résultats que nous avons obtenus démontrent que la méthode proposée permet la détection de bâtiments et l'évaluation des dégâts subis par ceux-ci. Nous devons toutefois nous poser la question suivante : Est-ce que le succès obtenu justifie l'utilisation de cette méthode plutôt qu'une des méthodes existantes? Pour répondre à cette question, nous comparons les résultats de notre méthode en termes de taux de succès et de temps d'exécution avec ceux présentés par quelques auteurs proposant des méthodes similaires ou utilisant les mêmes données d'étude.

### **4.5.1 Détection des bâtiments – comparaison avec d'autres méthodes**

Nous ne pouvons effectuer une comparaison directe entre notre méthode et les méthodes proposées dans la littérature. Aucune méthode évaluée n'a été appliquée au cas du tremblement de terre d'Haïti. De plus, plusieurs méthodes nécessitent des données qui sont rarement disponibles immédiatement après une catastrophe ou requièrent plusieurs images captées à des angles différents. Les images de la Figure 4.28 sont utilisées pour comparer les résultats avec la littérature.



Figure 4.28 Images utilisées pour comparer avec la littérature. (a) PAP1. (b) région de Los Angeles. (c) région d'Adana (Turquie). (d) région d'Europe

L'image de la région PAP1 est d'abord présentée (a) pour nos travaux alors que l'image (b) l'est pour les travaux de (Saeedi et Zwick, 2008), l'image (c) pour ceux de (Sirmacek et Unsalan, 2009b) et l'image (d) pour les travaux de (Karantzalos et Paragios, 2009b). Les images ne sont pas proportionnelles entre elles, c'est pourquoi leur taille en pixel est indiquée. Le Tableau 4.16 contient les résultats obtenus par d'autres auteurs. Les images utilisées sont d'une résolution spatiale comparable à celles de Port-au-Prince, mais dans tous les cas, la densité urbaine est beaucoup diminuée (aucun travail sur des images similaires à celles d'Haïti n'a été trouvé dans la littérature). Pour chaque méthode, le taux du producteur, le taux de l'utilisateur, la taille des images évaluées, le nombre de bâtiments lorsque disponible et quelques notes sont inclus. Seule la classe des bâtiments est considérée. Contrairement à notre méthode, les trois méthodes présentées ici ne font aucune distinction entre données d'apprentissage, de validation et de test puisqu'aucun apprentissage n'est effectué et que les tests sont réalisés sur l'ensemble des bâtiments disponibles. La référence pour la position et la forme des bâtiments provient d'une analyse visuelle pour (b) et (c) et de données SIG pour (d).

Ce tableau nous permet de constater deux éléments importants. Premièrement, dans la littérature, il ne semble pas y avoir de manière standard de présenter les résultats. Cela fait en sorte qu'il est ardu de trouver un point commun de comparaison. Une solution possible serait de toujours fournir la matrice de confusion. De cette façon, le lecteur peut lui-même calculer des taux pertinents. Deuxièmement, dans la plupart des articles étudiés, les zones sur lesquelles les méthodes sont testées comportent soit des bâtiments très similaires voire identiques d'un point de vue du niveau de gris et de la forme, soit des bâtiments très espacés les uns des autres. Nous doutons que les méthodes présentées arriveraient à des taux aussi élevés sur des images de régions densément peuplées. La différence importante entre les taux obtenus par notre méthode et ceux obtenus dans la littérature s'explique donc en partie par la difficulté inhérente d'extraire les bâtiments dans les images de Port-au-Prince.

Tableau 4.16 Comparaison des méthodes de détection des bâtiments

Auteur	Prod.	Util.	Taille	Nb. bâti.	Notes
Dubois (zone PAP1)	75%	76,5%	600x800	533	Région urbaine très dense avec des bâtiments collés hétérogènes
(Saeedi et Zwick, 2008)	81,1%	100%	285x188	11	Région urbaine moyenne avec des bâtiments plus espacés et plus homogènes
(Sirmacek et Unsalan, 2009b)	68,6%	78,7%	258x247	70	Région urbaine assez dispersée avec des bâtiments très homogènes et éloignés
(Karantzalos et Paragios, 2009b)	81,3%	91,8%	~500x1000	~20	Région urbaine moyenne avec des bâtiments plus espacés et relativement homogènes.

Puisque l'objectif est d'extraire les bâtiments après une catastrophe, le temps de traitement est un facteur important à considérer. Le Tableau 4.17 contient donc les temps de traitement publiés pour certaines des méthodes présentées précédemment. Dans chaque cas, le temps d'exécution, les caractéristiques de la machine utilisée, la taille des zones considérées et le nombre de bâtiments sont inclus. D'après ce tableau, nous concluons que la méthode proposée permet d'extraire plus de bâtiments d'une plus grande zone et ce en beaucoup moins de temps que les méthodes disponibles dans la littérature.

Tableau 4.17 Comparaison du temps d'exécution des méthodes

Auteur	Temps (s)	Matériel	Taille	Nb. bâti.
Dubois (zone PAP1)	24	Intel Core2 Duo à 2,33Ghz et 4Go de mémoire	600x800	533
(Saeedi et Zwick, 2008)	363	Intel Core2 Duo à 1,83Ghz et 1Go de mémoire	285x188	11
(Karantzalos et Paragios, 2009b)	~7200	Intel PentiumM à 2Ghz et 1Go de mémoire	~500x1000	-
(Sirmacek et Unsalan, 2009b)	>270	Intel Core2 Duo à 2,13Ghz et 4Go de mémoire	258x257	70

#### 4.5.2 Évaluation des dégâts – comparaison avec d'autres méthodes

Dans le cas de l'évaluation des dégâts, nous sommes en mesure de comparer directement avec la littérature puisque plusieurs équipes ont travaillé sur le cas de Port-au-Prince et ont publié leurs résultats. La plupart des résultats sont obtenus à l'aide d'images optiques captées par satellite ou par un capteur aéroporté. Nous comparons aussi notre méthode à deux méthodes utilisant une ou plusieurs images radars afin d'évaluer le potentiel de ces dernières puisque les images radars peuvent être captées de jour comme de nuit et à travers la couverture nuageuse, ce qui les rend intéressantes lors d'une catastrophe. Le Tableau 4.18 comporte le taux global de succès et les taux du producteur pour les classes EMS-98 0-1-2-3, EMS-98 4 et EMS-98 5 ainsi que le coefficient Kappa d'accord entre la classification effectuée à l'aide des méthodes et les données de référence. Les mêmes données de référence (réalité terrain) sont utilisées pour l'ensemble des méthodes présentées ici à l'exception de la



méthode proposée par Dell'Acqui *et al.* qui provient d'une carte produite par inspection visuelle de la scène.

Tableau 4.18 Comparaison des méthodes d'évaluation des dégâts

Auteur	Global	P. 0-1-2-3	P. 4	P. 5	Kappa
(Corbane et al., 2011)	73%	80%	30%	47%	0,31
(Gerke et Kerle, 2011)	79%	88%	23%	68%	0,48
(Uprety et Yamazaki, 2012)	54%	58%	31%	<b>79%</b>	0,29
(Dell'Acqua, Gamba et Polli, 2011)	59%	66%	<b>62%</b>	54%	0,36

Les jeux de données utilisés dans notre cas et dans celui de l'algorithme de Chesnel sont identiques. Nous utilisons les mêmes séries de données pour l'apprentissage, une série pour la validation et le reste des données pour la généralisation. Le même nombre d'itérations est effectué dans les deux cas. Les résultats sont présentés au Tableau 4.19.

Tableau 4.19 Comparaison directe avec la méthode par corrélation

Auteur	Global	P. 0-1-2-3	P. 4	P. 5	Kappa
Dubois	<b>84%</b>	92%	55%	76%	<b>0,67</b>
(Chesnel, 2008)	75%	<b>98%</b>	5%	19%	0,18

Notons que les résultats avec la méthode de Chesnel sont basés sur notre implémentation de l'algorithme appliqué au cas d'Haïti.

Les résultats sont éloquents en termes de supériorité de la méthode proposée. Le taux de succès global obtenu est au minimum 5% plus élevé que la méthode utilisant la pictométrie (Gerke et Kerle, 2011) qui arrive au deuxième rang. Les méthodes utilisant les images radars sont clairement inférieures avec un taux global inférieur à 60%. Nous notons aussi que notre méthode est beaucoup plus en accord avec les données de référence avec un kappa de 0,67 alors que les autres méthodes sont toutes à moins de 0,5. L'ensemble des méthodes comparées nous confirme que notre méthode est utilisable conjointement à l'analyse visuelle pour obtenir des résultats supérieurs avec des effectifs réduits. Le Tableau 4.20 contient notre méthode comparée, par rapport au temps d'exécution, à l'inspection visuelle et l'utilisation d'un classificateur objet basé sur des caractéristiques de corrélation. Le même ordinateur a été utilisé pour les méthodes automatisées. Seulement ces deux méthodes sont présentées, car dans la majorité des cas d'articles proposant des méthodes automatisées d'extraction des dégâts sur les bâtiments pour le tremblement de Terre d'Haïti, le temps d'exécution n'est pas présenté. Les valeurs inscrites sont des moyennes qui comprennent, dans le cas des méthodes automatisées, le temps d'extraction des caractéristiques, l'appariement des formes après événement avec les bâtiments avant événement, l'apprentissage supervisé et la classification de l'ensemble de test.

Nous remarquons immédiatement un gain important lorsque la méthode est comparée à l'analyse visuelle. Pour un même nombre de bâtiments, l'inspection prendrait environ 50 fois plus de temps. Le temps d'exécution de la méthode de Chesnel est similaire, mais puisque notre méthode donne des taux de succès plus élevés, nous considérons notre méthode comme supérieure.

Tableau 4.20 Comparaison du temps d'exécution des méthodes d'évaluation des dégâts

Auteur	Temps (s)	Matériel	Taille	Nb. bâti.
Dubois	345	Intel Core2 Duo à 2,33Ghz et 4Go de mémoire	600x800	533
(Chesnel, 2008)	560	Intel Core2 Duo à 2,33Ghz et 4Go de mémoire	600x800	533
(Corbane et al., 2011)	~3600	-	-	100

#### 4.6 Conclusion

En conclusion, dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats des tests effectués à l'aide de la méthode proposée. Nous avons effectué les tests sur des données réelles pour lesquelles plusieurs méthodes ont été proposées, ce qui a permis de comparer notre méthode. Nous démontrons que notre méthode est à la fois rapide et efficace autant pour la détection des bâtiments que pour l'évaluation des dégâts subis par les bâtiments lors d'un séisme. L'utilisation des caractéristiques extraites des formes telles que certains points du profil d'échelle et les textures de Laws qui font l'originalité de nos travaux donnent des résultats d'évaluation bien supérieurs au taux de 70% attendu par les photos-interprètes ayant travaillé sur des activations de la Charte.



## CONCLUSION GÉNÉRALE

En conclusion, ces travaux de recherche au niveau doctoral nous ont permis de contribuer de manière significative à la réduction du temps de traitement nécessaire pour la préparation de cartes de dommage à l'aide d'images de très haute résolution spatiale lors de catastrophes naturelles. La méthodologie proposée est novatrice de par le processus de segmentation utilisé et par les descripteurs sélectionnés pour la classification. Nous avons en effet démontré qualitativement et quantitativement que les éléments composant le profil d'échelles d'un objet forment une série de bons discriminants pour détecter les bâtiments et que ces descripteurs couplés aux descripteurs de texture proposés par Laws permettent une classification suffisamment fiable des dégâts.

Au premier chapitre, la Charte internationale « espace et catastrophes majeures », ses acteurs et ses intervenants sont présentés. La Charte nous a permis de définir un cadre réaliste concernant les types de données disponibles, leurs modes d'acquisition et leurs caractéristiques. L'adhésion de nouveaux membres chaque année fait clairement ressortir l'importance de l'observation de la Terre par satellite lors des catastrophes naturelles et le désir grandissant d'augmenter les capacités de réponse des intervenants au sol en leur fournissant des données essentielles le plus rapidement possible.

Dans le second chapitre, l'état de l'art du domaine de l'extraction de bâtiments et de l'évaluation des dégâts dans les images de zones sinistrées a été effectué. Cette revue de la littérature fait ressortir de nombreux points importants dont : le besoin d'une méthode efficace et surtout rapide d'extraire les bâtiments des images THR, la nécessité d'avoir un processus d'appariement des formes utilisable sans un recalage précis au préalable et l'utilité d'automatiser le processus d'évaluation des dégâts pour pallier aux limites de l'œil humain. Nous avons comparé différentes méthodes de représentation d'image et de segmentation d'image. Nous avons aussi qualitativement comparé certaines méthodes de détection des bâtiments et d'évaluation des dégâts. Nous avons jugé insuffisante les méthodes actuelles.

Au troisième chapitre, la méthode proposée pour arriver à diminuer le temps et les ressources requises pour l'extraction de bâtiments et des dégâts à l'aide d'une méthode semi-automatique a été décrite en détail. La première étape est de représenter l'image avant catastrophe en tant qu'arbre hiérarchique de formes. Cette représentation permet ensuite d'associer à chaque pixel une forme dont l'échelle est la plus pertinente. Des formes ainsi obtenues, nous extrayons les divers descripteurs basés sur les moments géométriques, le profil d'échelle et les textures. Un sous-ensemble des formes est ensuite étiqueté selon deux classes : bâtiment ou non. Ce sous-ensemble sert à l'entraînement d'un classificateur de type SVM qui est ensuite utilisé pour extraire les bâtiments de l'ensemble de l'image. Par la suite, les bâtiments sont appariés aux formes extraites de l'image après catastrophe. Pour chaque forme appariée, la différence est calculée entre chacun des descripteurs. De nouveau, un sous-ensemble est étiqueté selon le niveau de dégât par un photo-interprète et sert à l'entraînement du classificateur de type MLP. Nous utilisons finalement ce dernier pour obtenir une carte de dégâts représentés à l'aide de trois classes basées sur l'échelle EMS-98. Pour chaque étape de la méthodologie, nous avons justifié nos choix par des expérimentations tenant compte de la sensibilité des paramètres utilisées et des choix des classificateurs pour résoudre les problèmes d'extraction des bâtiments et d'évaluation des dégâts.

Dans le quatrième chapitre, les données utilisées, les techniques de validation et les résultats des étapes d'extraction, d'appariement et d'évaluation ont été abordés, analysés et discutés. L'ensemble des travaux effectués nous ont permis de faire ressortir de multiples éléments menant à une meilleure compréhension des exigences de la cartographie lors de catastrophes et des limites des méthodes existantes et proposées. Premièrement, bien que de nombreuses techniques d'extraction des bâtiments existent et malgré le fait que plusieurs d'entre-elles semblent de prime abord offrir, en termes de taux de succès global, des résultats meilleurs que la méthode proposée, ces méthodes nécessitent soit un nombre important de données de départ, soit un temps de calcul important. De plus, les tests présentés dans la littérature sont invariablement effectués dans des régions urbaines de faible densité ou dont la composition est homogène en termes de forme et d'apparence des bâtiments. Deuxièmement, le problème

de la segmentation d'images de très haute résolution qui est un élément récurrent dans la littérature est responsable d'une partie des problèmes d'extraction des bâtiments (lorsque les toits ont des pentes fortes ou des structures complexes) et d'évaluation des dégâts (bâtiments sur- ou sous-segmentés dont la classification du degré de dégât est faussée). Troisièmement, l'évaluation automatisée des classes de dégâts à l'aide d'images THR captées par satellite n'est pas un problème trivial. Même en utilisant une image de référence pour extraire les bâtiments, il est possible que certains bâtiments soient démolis ou modifiés avant la catastrophe et qu'ils causent ainsi des faux positifs pour la classe de dommage maximal EMS-98 5. Finalement, une classification des dégâts sur trois niveaux basés sur l'échelle EMS-98 est possible grâce aux images satellitaires traitées de manière semi-automatique, mais pour une séparation des dégâts de faible intensité, une évaluation visuelle sur des images aéroportées à une résolution spatiale de moins de 15 cm par pixel est requise. L'idéal demeure une évaluation à l'aide de plusieurs images captées sous différents angles pour faciliter l'étude des façades.

En résumé, après une étude poussée de la littérature et des expérimentations importantes, l'originalité de l'approche établie est clairement démontrée. Tout d'abord, nous utilisons une approche orientée objet qui était jusqu'à maintenant rarement utilisée. Ceci nous permet d'extraire de nombreux descripteurs géométriques et de les utiliser pour l'extraction des bâtiments, l'appariement des formes et l'évaluation des dégâts. De plus, nous démontrons expérimentalement la pertinence d'extraire le profil d'échelle pour l'extraction des bâtiments et surtout son pouvoir discriminant pour plusieurs classes du milieu urbain (routes, ombres, végétation et bâtiments). Cette contribution très importante ouvre la voie à l'utilisation du profil d'échelle pour d'autres applications que la réponse aux catastrophes comme la classification de la couverture du sol en milieu urbain. Finalement, d'après la revue de la littérature, nous semblons être les premiers à utiliser les mesures de texture établies par Laws pour des applications en télédétection en général et pour l'évaluation des dégâts en particulier. Nos résultats démontrent que ces mesures sont non seulement discriminantes, mais contribuent plus fortement que les caractéristiques issues des moments et du profil d'échelle pour l'évaluation des dégâts. Nous considérons cette autre contribution comme

significative et croyons que des travaux subséquents pourraient permettre une meilleure performance.

Maintenant que la méthodologie a été testée avec satisfaction et qu'une base de comparaison est établie, plusieurs optimisations peuvent être effectuées. Parmi celles-ci, les plus pressantes sont l'amélioration du processus de segmentation pour tenir compte des toits avec pentes et des surfaces similaires aux toits dans le voisinage de ces derniers pour éviter les problèmes de sur et sous-segmentation, l'optimisation du choix des descripteurs à utiliser à l'aide de méthodes intelligentes automatiques (par exemple, un algorithme génétique) et la combinaison de plusieurs classificateurs sous forme d'ensemble (Khreich et al., 2010) afin d'arriver à un système opérationnel pouvant être utilisé pour une gamme étendue d'images THR. Puisque la FLST génère un arbre hiérarchique, des algorithmes de recherche existants pourraient être couplés à des heuristiques permettant de trouver et combiner les morceaux de toits. Une attention particulière devrait aussi être apportée à la méthode de segmentation par cartographie des échelles puisque nos tests d'appariement au CHAPITRE 4 ont fait ressortir une variation importante dans les résultats de segmentation pour des images d'une même scène, mais provenant de capteurs différents. Comme c'est le cas dans la plupart des processus basés sur une segmentation, les erreurs de classification et d'appariement peuvent certainement être réduites par l'amélioration de cette étape principale.

Néanmoins, même sans ces améliorations, notre partenaire industriel, Effigis Géo-Solutions Inc., devrait être en mesure d'utiliser les algorithmes développés et intégrés à OTB et en partie à Monteverdi. L'ANNEXE IV de cette thèse contient un exemple de code permettant l'extraction des bâtiments ainsi que des captures d'écran de l'interface dans Monteverdi. L'application est déjà prête pour un apprentissage itératif ou « *active learning* » qui pourrait contribuer à augmenter le taux de succès en tenant compte des choix de l'expert qui étiquette les objets. L'utilisation de la bande proche infrarouge et plus spécifiquement d'indices de végétation calculés grâce à cette bande devraient aussi être investigués puisque ces indices pourraient diminuer le nombre d'arbres classifiés comme étant des bâtiments. En terminant, nous notons que les descripteurs extraits et les structures d'objets utilisés sont prêts à être mis



à contribution dans un contexte d'identification des types de bâtiments, car il ne manque que la définition de certains éléments de contexte (par exemple : la taille moyenne des différents types de bâtiments et la disposition régionale des différents types les uns par rapport aux autres). Nous recommandons d'ailleurs que des travaux futurs soient rapidement envisagés dans cette direction vu le potentiel d'innovation et l'intérêt croissant pour les méthodes automatisées d'identification du type des objets d'une image.



## ANNEXE I

### CAPTEURS RÉCENTS

Tableau-A I-1 Liste des capteurs optiques récents

Satellite optique	Résolution (m)		Nombre de bandes
	Multispectrale	Panchromatique	
SPOT 5	10	2,5	5 (2+NIR+SWIR+PAN)
SPOT 6	6	1,5	5 (3+NIR+PAN)
Formosat-2	8	2	5 (3+NIR+PAN)
ResourceSAT-2	6	-	3 (2+NIR)
POES-18	1010	-	6 (1+IR variés)
GOES-N	1000 à 8000	-	5 (Infrarouge variés)
SAC-C	175	35	6 (3+NIR+SWIR+PAN)
ALOS	10	-	4 (3+NIR)
Landsat 7	30 - 60	15	8 (3+2xNIR+TIR+MIR+PAN)
Quickbird 2	2,4	0,6	5 (3+NIR+PAN)
GeoEye-1	1,6	0,4	5 (3+NIR+PAN)
Alsat-1	32	-	3
NigeriaSat-1			3
Bilsat-1	32	12	3
UK-DMC 1			3
UK-DMC 2	22	-	3
TopSat	5,6	2,8	4 (3+PAN)
CBERS 2	20 à 260	-	5 (3+NIR+PAN) + 2 autres capteurs
Ikonos	4	0,82 à 1	5 (3+NIR+PAN)
WorldView-1	-	0,5	1 (PAN)
WorldView-2	1,8	0,5	9 (5+2xNIR+PAN)
Pléaides 1A et 1B	2	0,5	5 (3+NIR+PAN)

Tableau-A I-2 Liste des capteurs radars récents

Satellite radar	Bande	Polarisation	Mode	Résolution (m)
ALOS	L	HH	High resolution	10
		VV		
		HH/HV	ScanSAR	100
		VV/VH		
Cosmo-Skymed	X	HH, VV ou HV	ScanSAR	30 à 100
		HH ou VV ou HV (HiImage) ou double polarisation (PingPong)	StripMap	3 à 15
		HH, VV ou HV	Spotlight	1
ERS-2	C	VV	Standard	20
ENVISAT	C	VV ou HH	Standard	30
		VV/HH		
		VV/VH ou HH/HV		
Radarsat-1	C	HH	Standard	30
			Wide - 1	25 à 32
			Wide - 2	30 à 48
			Fine Resolution	8
			ScanSAR narrow	50
			ScanSAR wide	100
			Extended (H et L)	18 à 30
Radarsat-2	C	HH HV VH VV selon le mode	Standard	25
			Large	25
			Low incidence	40
			High incidence	25
			Fine Resolution	10
			ScanSAR wide	100
			ScanSAR narrow	50
			Standard Quad-Pol	25
			Fine Quad-Pol	11
			Ultra-fine	3
			Multi-look fine	11
			Spotlight	1
TerraSAR-X	X	HH, VV, VH, VV selon le mode	ScanSAR	18
			StripMap	3 à 6
			Spotlight	1 à 2

## ANNEXE II

### REPRÉSENTATION RCC8

Les calculs de connexité des régions comme RCC8 permettent de qualifier les représentations spatiales et le raisonnement fait sur des régions (ou des objets dans notre cas). Il s'agit d'un outil formel de définition de relations entre des objets dans un espace euclidien ou topologique. Comme son acronyme l'indique, RCC8 définit huit relations de bases entre deux objets :

- Disjoints *disconnected* (DC)
- Joint à l'externe *externally connected* (EC)
- Égales *equal* (EQ)
- En chevauchement partiel *partially overlapping* (PO)
- Partie tangentielle *tangential proper part* (TPP)
- Partie tangentielle inverse *tangential proper part inverse* (TPPi)
- Partie non-tangentielle *non-tangential proper part* (NTPP)
- Partie non-tangentielle inverse *non-tangential proper part inverse* (NTPPi)

Les différentes relations sont illustrées dans la Figure-A II-1.

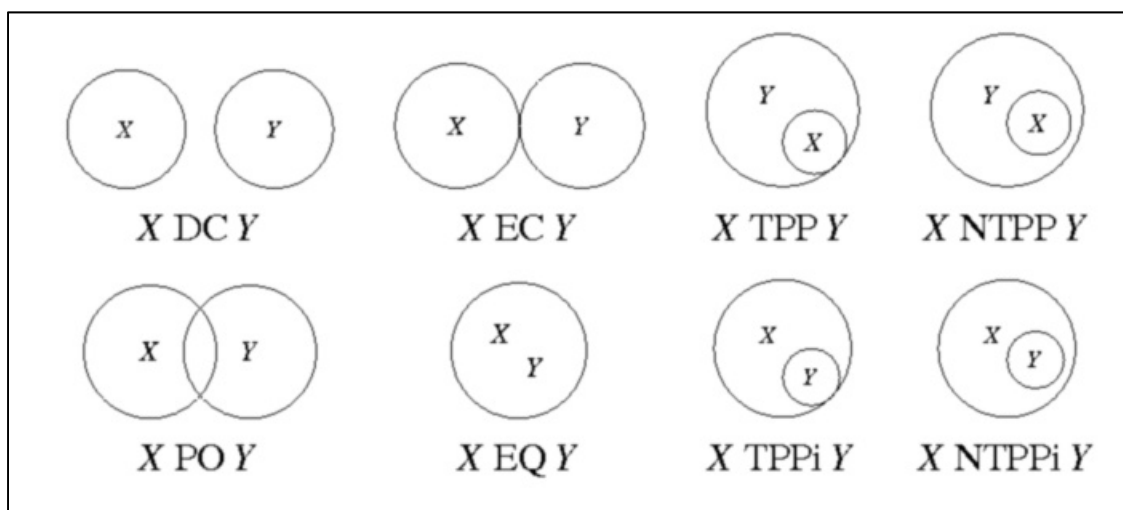


Figure-A II-1 Relations des régions pour RCC8

Pour définir les relations entre deux bâtiments d'une ville, l'un une maison sur un terrain privé et l'autre un édifice entouré de routes dont une rejoint le terrain privé, les relations suivantes sont valables :

Maison { DC } Édifice

Maison { NTPP } Terrain

Route1 { EC } Terrain

Route1 { EC, DC } Édifice

Route2 { EC, DC } Édifice

Alors que « Route3 { EQ } Édifice » n'est pas valable puisqu'aucune route ne peut être positionnée entièrement au même endroit que l'édifice.

## ANNEXE III

### TEXTURES

#### Mesures de texture d'Haralick

Les mesures proposées par Haralick pour quantifier les textures sont calculées à partir de la matrice de cooccurrence d'une image. Cette matrice représente la distribution des valeurs jointes selon un décalage. La matrice de cooccurrence  $C$  pour un décalage  $(x,y)$  est définie comme :

$$C_{x,y}(i,j) = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m \begin{cases} 1, & \text{si } I(p,q) = i \text{ et } I(p+x,q+y) = j \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{A III-1})$$

Pour une image  $I$  de dimension  $m$  par  $n$  pixels. L'exemple de la Figure-A III-1, ci-dessous, illustre la matrice de cooccurrence pour une image  $4 \times 4$  ayant des intensités de 1 à 5 lorsque le décalage est de 1 pixel en  $x$  et 0 pixel en  $y$ .

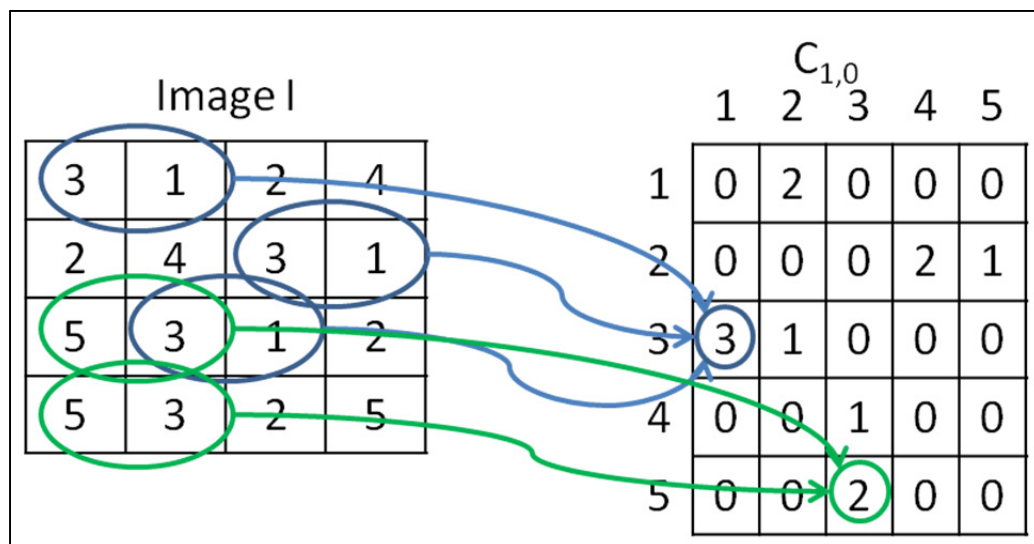


Figure-A III-1 Exemple de création d'une matrice de cooccurrence

Généralement, quatre matrices sont calculées : une pour le déplacement horizontal, une pour le déplacement vertical et deux pour les déplacements diagonaux. Pour chaque matrice, nous pouvons alors calculer les caractéristiques  $f$  définies par Haralick avec  $N_g$  comme nombre de niveaux de gris dans l'image à l'aides formules du Tableau-A III-1.

Tableau-A III-1 Caractéristiques de Haralick

Moment angulaire de second ordre	$f_1 = \sum_i \sum_j (p(i, j))^2$
Contraste	$f_2 = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left( \sum_i \sum_j p(i, j) \right),  i - j  = n$
Corrélation	$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij)p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$ $\mu_x, \mu_y, \sigma_x$ et $\sigma_y$ sont les moyennes et écart-types de $p_x$ et $p_y$
Variance	$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j)$
Moment de différence inverse	$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$
Moyenne de somme	$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+y}(i)$
Variance de somme	$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_6)^2 p_{x+y}(i)$
Entropie de somme	$f_8 = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log(p_{x+y}(i))$
Entropie	$f_9 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j))$



Variance de différence	$f_{10} = \sum_{i=0}^{N_g-1} i^2 p_{x-y}(i)$
Entropie de différence	$f_{11} = - \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log(p_{x-y}(i))$
Mesure d'information de corrélation 1	$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max(HX, HY)}$
Mesure d'information de corrélation 2	$f_{13} = \sqrt{(1 - \exp(-2(HXY2 - HXY)))}$
Coefficient de corrélation maximale	$f_{14} = \sqrt{\text{deuxième plus grande valeur propre de } Q}$ $Q(i, j) = \sum_k \frac{p(i, k)p(j, k)}{p_x(i)p_y(k)}$

Sachant que :

$$p_y(j) = \sum_{i=1}^{N_g} p(i, j)$$

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1, i+j=k}^{N_g} p(i, j), k = 2, 3, \dots, 2N_g$$

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1, |i-j|=k}^{N_g} p(i, j), k = 0, 1, \dots, N_g - 1$$

HXY, HX, et HY sont les entropies pour la matrice,  $p_x$  et  $p_y$  respectivement.

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log(p_x(i)p_y(j))$$

$$HXY2 = - \sum_i \sum_j p_x(i)p_y(j) \log(p_x(i)p_y(j))$$

### Mesures de texture à l'aide de filtres de Gabor

Dans le domaine du traitement d'image, un filtre de Gabor est un filtre linéaire permettant l'extraction d'arêtes dans une image. Dans un espace à deux dimensions, un filtre de Gabor est défini par :

$$g(x, y) = \exp(2j\pi(u_0x + v_0y) + \phi) \quad (\text{A III-2})$$

$$\times \exp\left(-\left(\frac{(x - x_0)^2}{\sigma_x} + \frac{(y - y_0)^2}{\sigma_y}\right)\right)$$

Ce filtre est paramétré par la fréquence, l'étendue et l'orientation de celui-ci. Pour l'analyse d'images satellitaires pouvant être captées à différents angles, nous désirons être invariants par rapport à l'orientation. La forme suivante est adoptée pour avoir un filtre circulairement symétrique :

$$g_{circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \times \exp\left(-2\pi jF\sqrt{x^2 + y^2}\right) \quad (\text{A III-3})$$

F est la fréquence et  $\sigma$  est le facteur d'échelle contrôlant l'étendue. Le facteur d'échelle est défini par  $\sigma = \mu/F$  et  $\mu$  est une constante. En faisant varier F, nous pouvons générer une série de filtres à appliquer à l'image. L'image est convoluée avec les filtres et une mesure, telle que l'énergie, peut être calculée sur une fenêtre et utilisée comme caractéristique pour identifier les textures.

## ANNEXE IV

### EXEMPLE D'APPLICATION OTB

L'interface de détection des bâtiments intégrée à Monteverdi est d'abord présentée:

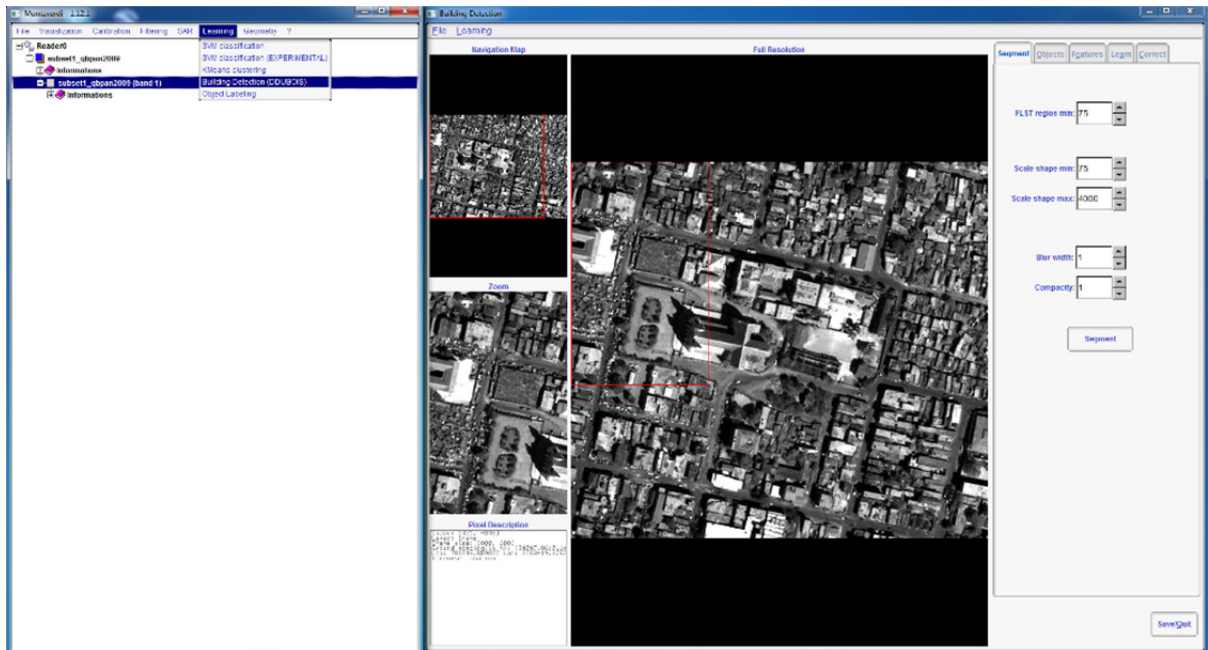


Figure-A IV-1 Fenêtre principale (gauche) et interface de détection (droite)

La Figure-A IV-1 Montre la fenêtre principale du logiciel Monteverdi par laquelle tous les modules sont accessibles. Il faut d'abord ouvrir une ou plusieurs images avant d'utiliser les modules. Le module de détection des bâtiments s'ouvre initialement sur l'onglet de segmentation avec des paramètres par défaut pour la FLST et l'extraction des formes significatives. Une fois la segmentation effectuée, l'onglet *objects* devient accessible comme à la Figure-A IV-2. Cet onglet permet de sélectionner une des classes (bâtiment ou autre) et d'assigner des formes d'apprentissage à ces classes. Une fois qu'un nombre suffisant d'objets est obtenu pour chaque classe, les onglets *features* et *learn* deviennent accessibles. L'onglet *features* permet de sélectionner soit l'ensemble des descripteurs ou un sous-ensemble. L'onglet *learn* permet de faire l'apprentissage à l'aide d'un classificateur SVM selon les

paramètres de noyau et d'optimisation choisis. La Figure-A IV-3 montre un exemple de résultat d'extraction des bâtiments. Le taux de précision est ici calculé lors de l'optimisation par validation croisée. Les menus au haut de la fenêtre permettent de sauvegarder les résultats et les paramètres ainsi que de charger des résultats déjà existants.

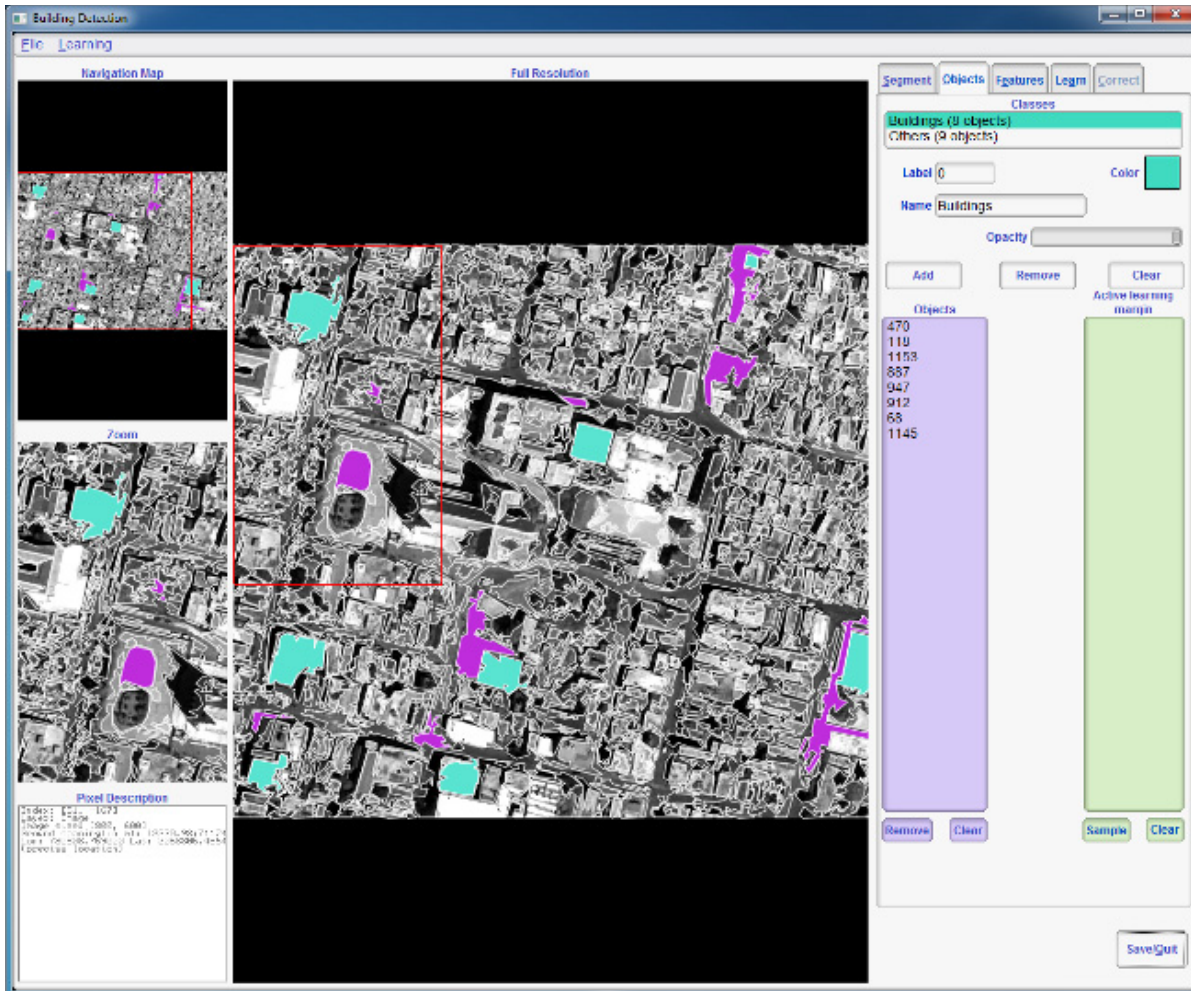


Figure-A IV-2 Sélection d'objets pour l'apprentissage des bâtiments et non-bâtiments

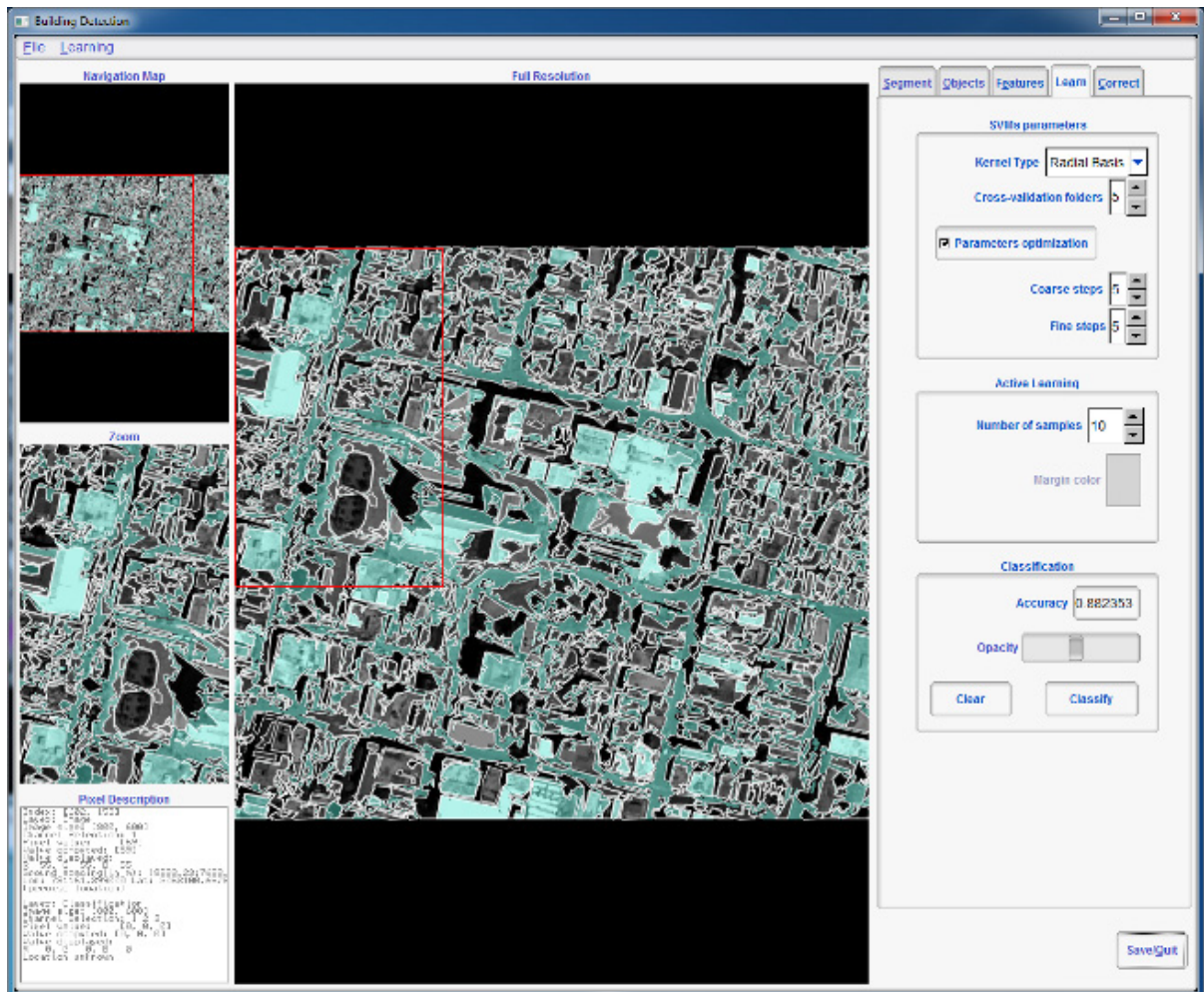


Figure-A IV-3 Résultat de la classification (extraction des bâtiments en vert)

Pour ce qui est de l'évaluation des dégâts, seul l'algorithme général est présenté puisque aucune interface n'a été développée. De plus, le code source complet serait beaucoup trop long pour être inclus, même en annexe. Le code en entier demeure tout de même disponible sur demande. Notons aussi que cet algorithme n'est utilisable que lorsque les bâtiments ont été préalablement extraits de l'image d'avant la catastrophe et que l'étiquetage des classes de dégât pour les données d'apprentissage doit être préparé avant.

### Algorithme-A IV-1 Évaluation des dégâts

#### Évaluation des dégâts (3 classes)

**Entrées :** Formes de différence  $F_{diff}$ , étiquettes de dégât pour l'apprentissage

**Sorties :** Formes bâtiments avec classe de dégâts  $PO_d$

- 1 À partir des formes de différence  $F_{diff}$
- 2 Sélectionner aléatoirement un nombre égale de formes pour chaque classe
- 3 Stocker les formes sélectionnées pour apprentissage dans  $F_{diff\_app}$
- 4 Stocker le reste des formes dans  $F_{diff\_test}$  pour la généralisation
- 5 **Pour**  $i$  étapes d'optimisation par validation croisée
- 6     Sélectionner  $1/i$  échantillons de  $F_{diff\_app}$ , les retirer et les stocker dans  $F_{diff\_val}$
- 7     **Pour**  $j$  ensembles de paramètres (nb. neurones, taux d'apprentissage, ...)
- 8         Entraîner le MLP $_j$  avec les données de  $F_{diff\_app}$
- 9         Évaluer la classification avec les données de  $F_{diff\_val}$
- 10         Stocker les résultats
- 11     **Fin pour**
- 12 **Fin pour**
- 13 Déterminer l'ensemble de paramètres avec le plus haut taux de succès
- 14 Effectuer l'apprentissage complet avec ces paramètres
- 15 Classifier les formes de  $F_{diff\_test}$  à l'aide du MLP entraîné
- 16 Retourner l'ensemble des formes classifiées avec dégâts  $PO_d$
- 17 Permettre à l'opérateur d'ajouter ou modifier des formes de  $PO_d$  manuellement



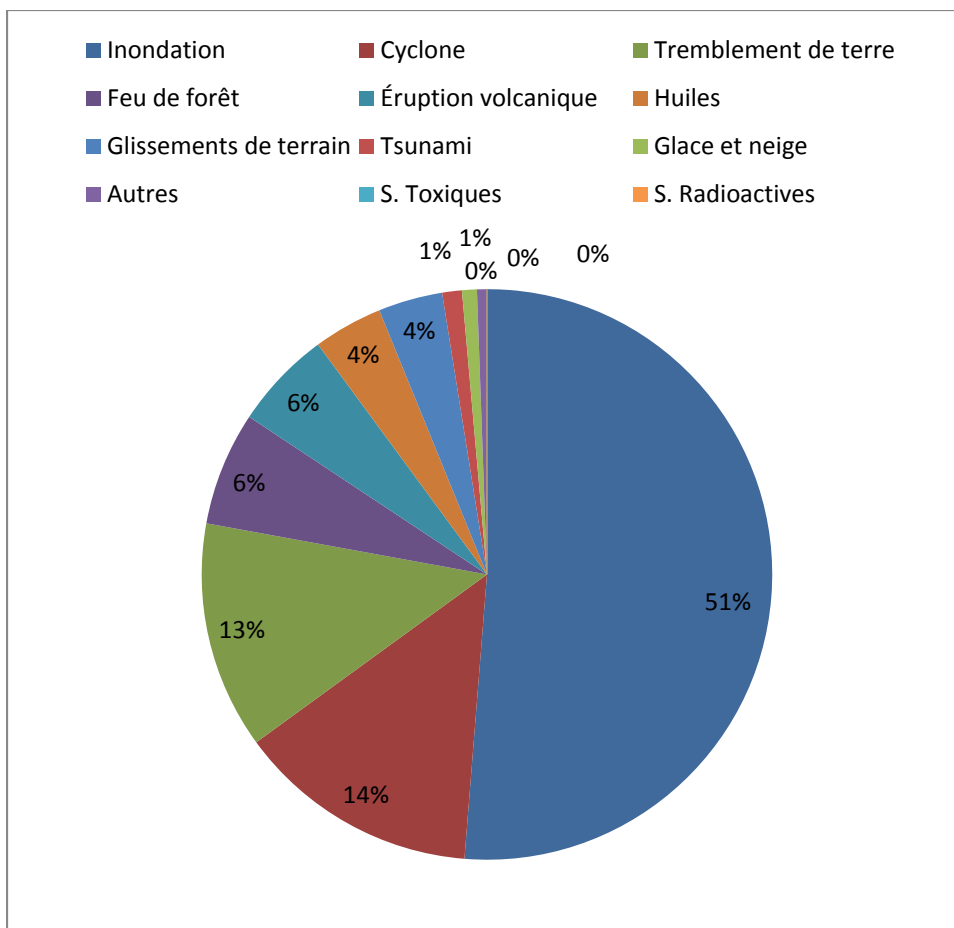


Figure-AP A-1 Pourcentages des activations selon le type de désastre



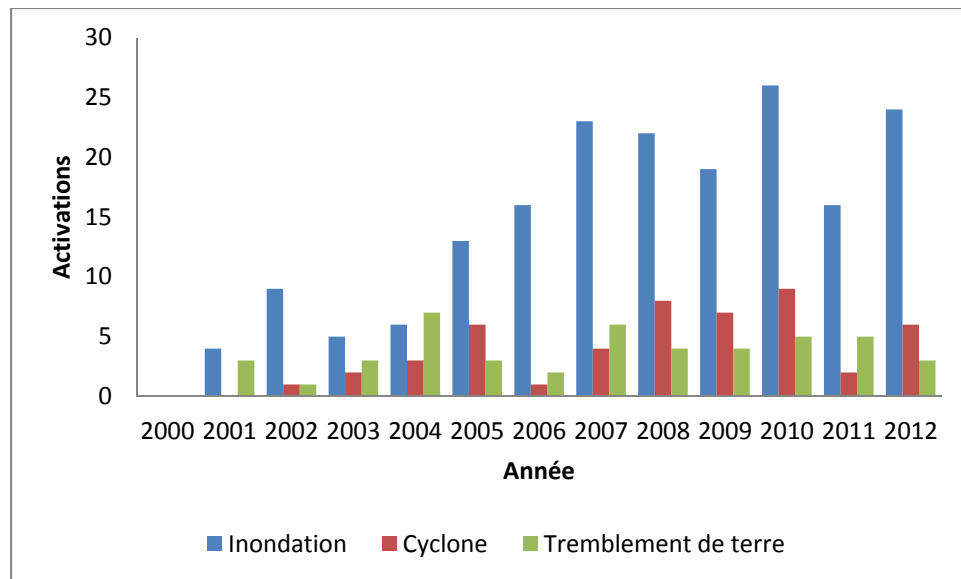


Figure-AP A-2 Activations par année pour les trois désastres les plus fréquents



## BIBLIOGRAPHIE

- Akcay, H. Gokhan, et Selim Aksoy. 2007. « Morphological segmentation of urban structures ». In *Urban Remote Sensing Joint Event, URS*, . (Paris, France, 11-13 April 2007), p. 1-6. IEEE Computer Society.
- Allenbach, Bernard, Remi Andreoli, Stéphanie Battiston, Claude Bestault, Stephen Clandillon, K Fellah, J-B Henry, Colette Meyer, Hubert Scius et Nadine Tholey. 2005. « Rapid eo disaster mapping service: Added value, feedback and perspectives after 4 years of charter actions ». In *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. (Seoul, Korea, July 25-29). Vol. 6, p. 4373-4378. IEEE.
- Altan, Orhan, Robert Backhaus, Piero Boccardo et Sisi Zlatanova. 2010. *Geoinformation for disaster and risk management: examples and best practices*. En ligne. Vienna, Austria: Joint Board of Geospatial Information Societies, 158 p.
- Aubrecht, C., K. Steinnocher, M. Hollaus et W. Wagner. 2009. « Integrating earth observation and GIScience for high resolution spatial and functional modeling of urban land use ». *Computers, Environment and Urban Systems*, vol. 33, p. 15-25.
- Aytekin, O., I. Ulusoy, A. Erener et H. S. B. Duzgun. 2009. « Automatic and unsupervised building extraction in complex urban environments from multi spectral satellite imagery ». In *4th International Conference on Recent Advances in Space Technologies (RAST)*. (Piscataway, NJ, USA, 11-13 June 2009), p. 287-291. IEEE.
- Baatz, Martin, et Arno Schape. 2000. « Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation ». En ligne. 12 p. < [http://www.ecognition.cc/download/baatz\\_schaepe.pdf](http://www.ecognition.cc/download/baatz_schaepe.pdf) >. Consulté le 16 février 2012.
- Baillard, C., et H. Maître. 1999. « 3-D reconstruction of urban scenes from aerial stereo imagery: a focusing strategy ». *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 76, n° 3, p. 244-58.
- Bally, Ph., M. Viel et F. Boubila. 2011. *10th Annual Report: January-December 2010*. En ligne. International Charter Space & Major Disasters, 45 p.
- Balz, Timo, et Mingsheng Liao. 2010. « Building-damage detection using post-seismic high-resolution SAR satellite data ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 31, n° 13, p. 3369-3391.

- Benkrid, K., et D. Crookes. 2000. « Design and FPGA Implementation of a Perimeter Estimator ». In *Irish Machine Vision and Image Processing Conference*. (Belfast, Belfast, September 2001), p. 51-57.
- Béquignon, J. 2003. *Annual report: Period November 2000-April 2002*. En ligne. International Charter Space & Major Disasters, 17 p.
- Béquignon, J. 2006. *5th Annual Report: January-December 2005*. En ligne. International Charter Space & Major Disasters, 52 p.
- Bhattacharya, A., M. Roux, H. Maitre, I. H. Jermyn, X. Descombes et J. Zerubia. 2007. « Computing statistics from man-made structures on the earth's surface for indexing satellite images ». *International Journal of Simulation Modelling*, vol. 6, n° 2, p. 73-83.
- Boschetti, L., S.P. Flasse et P.A. Brivio. 2004. « Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: The Pareto Boundary ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 91, n° 3, p. 280-292.
- Brenner, A. R., et L. Roessing. 2008. « Radar Imaging of Urban Areas by Means of Very High-Resolution SAR and Interferometric SAR ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, n° 10, p. 2971-2982.
- Brox, T., et J. Weickert. 2004. « A TV flow based local scale measure for texture discrimination ». *Computer Vision-ECCV 2004*, p. 578-590.
- Bryan, M. Leonard. 1979. « Effect of radar azimuth angle on cultural data ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 45, p. 1097-1107.
- Campedel, Marine, Bin Luo, Henri Maître, Éric Moulines, Michel Roux et Yvan Kyrgyzov. 2004. *Indexation des images satellitaires : Détection et évaluation des caractéristiques de classification*. Rapport technique. ENST2004D008. Paris: TELECOM ParisTech, 108 p.
- Campedel, Marine, Michel Roux, Ivan Kyrgyzov et Tullio Joseph Tanzi. 2008. *Disaster's tactical information extraction from high-resolution remote sensing data*. Présentation PowerPoint. Coll. « CoC ». Paris: TELECOM ParisTech, 49 p.
- Caselles, Vicent, et Pascal Monasse. 2009. *Geometric Description of Images as Topographic Maps*. Coll. « Lecture Notes in Mathematics ». Berlin (Allemagne): Springer-Verlag, 209 p.
- Centre for Research on the Epidemiology of Disasters. 2012. « Advanced Search ». In *EM-DAT*. En ligne. < <http://www.emdat.be/advanced-search> >. Consulté le 14 mars 2012.

- Chen, Sei-Wang, George C. Stockman et Kuo-En Chang. 1996. « SO Dynamic Deformation for Building of 3-D Models ». *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 7, n° 2, p. 374-387.
- Chesnel, Anne-Lise. 2008. « Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution ». Thèse de doctorat en ligne. Paris, Ecole nationale supérieure des Mines de Paris, 152 p.
- Chesnel, Anne-Lise, Renaud Binet et Lucien Wald. 2008. « Urban damage assessment using multimodal QuickBird images and ancillary data: the Bam and the Boumerdes earthquakes ». In *6th International Workshop on Remote Sensing for Disaster Management Applications*.
- Chini, M., N. Pierdicca et W. J. Emery. 2009. « Exploiting SAR and VHR Optical Images to Quantify Damage Caused by the 2003 Bam Earthquake ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 47, n° 1, p. 145-152.
- CNES. 2012. « Base Kal-Haïti Presentation ». In *Kal-Haïti*. En ligne. < <http://kal-haiti.kalimsat.eu/spip.php?article42> >. Consulté le 20 mars 2012.
- Coburn, AW, R.J.S. Spence et A. Pomonis. 1992. « Factors determining human casualty levels in earthquakes: Mortality prediction in building collapse ». In *Earthquake Engineering, Tenth World Conference*. (Balkema, Rotterdam), p. 5989-5993.
- Congalton, R. G. 1991. « A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data ». *Remote Sensing of Environment*, vol. 37, p. 35-46.
- Congalton, R. G., et K. Green. 2009. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*, 2e édition. Boca Raton: Lewis Publishers, 183 p.
- Contassot-Vivier, Sylvain, Giosué Lo Bosco et Chanh Dao Nguyen. 1996. *Multiresolution approach for image processing*. Leiden, Pays-Bas.
- Corbane, Christina, Keiko Saito, Luca Dell'Oro, Einar Bjorgo, Stuart P.D. Gill, Bobby Emmanuel Piard, Charles K. Huyck, Thomas Kemper, Guido Lemoine, Robin J.S. Spence, Ravi Shankar, Olivier Senegas, Francis Ghesquiere, David Lallemand, Galen B. Evans, Ross A. Gartley, Joaquin Toro, Shubharoop Ghosh, Walter D. Svekla, Beverley J. Adams et Ronald T. Eguchi. 2011. « A Comprehensive Analysis of Building Damage in the 12 January 2010 Mw7 Haiti Earthquake Using High-Resolution Satellite- and Aerial Imagery ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 10, p. 997-1009.
- Cortes, Corinna, et Vladimir Vapnik. 1995. « Support-Vector Networks ». *Machine Learning*, vol. 20, n° 3, p. 273-297.

- Dell'Acqua, F., P. Gamba et D. A. Polli. 2011. « Earthquake damage assessment from post-event VHR radar data: From Sichuan, 2008 to Haiti, 2010 ». In *Urban Remote Sensing Event (JURSE)*. (11-13 April), p. 201-204.
- Dell'Acqua, Fabio, et Diego Aldo Polli. 2011. « Post-event Only VHR Radar Satellite Data for Automated Damage Assessment: A Study on COSMO/SkyMed and the 2010 Haiti Earthquake ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 10, p. 1037-1043.
- DigitalGlobe. 2013. « Image de l'aéroport de Rockhampton ». En ligne. < <http://www.geoeye.com/CorpSite/gallery/gallery.aspx?16#30> >. Consulté le 11 février 2013.
- Dubois, David. 2008. *Méthodologie proposée pour la détection de bâtiments*. Coll. « Rapport technique de fin de stage de recherche ». Paris: Télécom ParisTech, 19 p.
- Dubois, David. 2009. « Environnement logiciel d'exploitation des images satellitaires pour faciliter la gestion des catastrophes majeures ». Mémoire de maîtrise en ligne. Montréal, École de technologie supérieure, 161 p.
- Dubois, David, Stéphane Hardy et Richard Lepage. 2010. « Correction of cardinal effects in high resolution SAR imagery ». In *SPIE Europe: Remote Sensing*. (Toulouse, 20-23 septembre 2010).
- Dubois, David, et Richard Lepage. 2012a. « Meeting remote sensing requirements for faster disaster response ». In *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. (Munich, Germany, 22-27 July), p. 2986-2989. IEEE.
- Dubois, David, et Richard Lepage. 2012b. « Object- Versus Pixel-Based Building Detection for Disaster Response ». In *International Conference on Information science, signal processing and their applications*. (Montréal, Montréal, 3-5 July 2012), sous la dir. de IEEE.
- Dubois, David, et Richard Lepage. 2013a. « Automated building damage classification for the case of the 2010 Haiti earthquake ». In *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. (Melbourne, Australia, 21-26 July), p. 1-4. IEEE.
- Dubois, David, et Richard Lepage. 2013b. « Fast and efficient evaluation of building damage from very high resolution optical satellite images ». *Geoscience and Remote Sensing Letters*. p. 1-4.
- Dubois, David, et Richard Lepage. 2013c. « Scale profile as feature for quick satellite image object-based classification ». In *SPIE Defense, Security, and Sensing*. p. 87431Z-87431Z-9. International Society for Optics and Photonics.

- Dubois, David, Richard Lepage et Mathieu Benoit. 2012. « High resolution spaceborne imagery for emergency response through faster image processing and analysis using cutting-edge remote sensing algorithms ». In *GSDI Global Geospatial Conference*. (Quebec city, Canada, 14-17 may).
- Everson, R. M., et J. E. Fieldsend. 2006. « Multi-class ROC analysis from a multi-objective optimisation perspective ». *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, p. 918-27.
- Executive Secretariat. 2012. « Homepage ». In *Disaster Charter*. En ligne. < <http://www.disasterscharter.org/home> >. Consulté le 25 janvier 2012.
- Fawcett, Tom. 2006. « An introduction to ROC analysis ». *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, n° 8, p. 861-874.
- Ferro, Adamo, Dominik Brunner et Lorenzo Bruzzone. 2009. « An advanced technique for building detection in VHR SAR images ». In *Image and Signal Processing for Remote Sensing XV*. (Berlin, Germany, 31 août - 3 septembre 2009) Vol. 7477. SPIE.
- Flouzat, Guy, Olivier Amram, Florence Laporterie et Selma Cherchali. 2001. « Multiresolution analysis and reconstruction by a morphological pyramid in the remote sensing of terrestrial surfaces ». *Signal Processing*, vol. 81, n° 10, p. 2171-2185.
- Foody, Giles M. 2011. « Classification accuracy assessment ». *IEEE Geoscience and Remote Sensing Newsletter*, n° 159, p. 8-14.
- Fradkin, M., H. Maître et M. Roux. 2001. « Building detection from multiple aerial images in dense urban areas ». *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 82, n° 3, p. 181-207.
- Gerke, Markus, et Norman Kerle. 2011. « Automatic Structural Seismic Damage Assessment with Airborne Oblique Pictometry Imagery ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 9, p. 885-898.
- Gon, M. L. alves, M. L. A. Netto, J. A. F. Costa et J. Zullo Junior. 2008. « An unsupervised method of classifying remotely sensed images using Kohonen self-organizing maps and agglomerative hierarchical clustering methods ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 29, n° 11, p. 3171-3207.
- Gonzalez, Rafael C., et Richard E. Woods. 2002. *Digital image processing*, 2nd ed. Upper Saddle River (NJ): Prentice-Hall, 793 p.
- Google. 2010. « Google crisis response: Haiti Earthquake - Geoeye Satellite Imagery Download ». In *Google*. En ligne. <

<http://www.google.com/relief/haitiearthquake/geoeye.html> >. Consulté le 4 avril 2011.

- Goutsias, John, et Henk JAM Heijmans. 2000. « Nonlinear multiresolution signal decomposition schemes. I. Morphological pyramids ». *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 9, n° 11, p. 1862-1876.
- Grünthal, Gottfried. 1998. *European Macroseismic Scale 1998 (EMS-98)*. Coll. « Cahiers du Centre Européen de Géodynamique et de Séismologie ». Luxembourg, 99 p.
- Haralick, R.M. 1979. « Statistical and structural approaches to texture ». *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, n° 5, p. 786-804.
- He, Wenju, et Olaf Hellwich. 2009. « Bayesian building extraction from high resolution polarimetric SAR data ». In *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS*. (Cape Town, South africa, 12-17 July 2009) Vol. 4, p. 402-405. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- He, Wenju, Marc Jager et Olaf Hellwich. 2009. « Urban areas characterization from polarimetric SAR images using hidden Markov model ». In *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS*. (Cape Town, South africa, 12-17 July 2009) Vol. 4, p. 398-401. IEEE.
- Hsu, C.W., C.C. Chang et C.J. Lin. 2003. *A practical guide to support vector classification*. Coll. « Rapport technique », 09160582. Taiwan: National Taiwan University, 16 p.
- Huang, Yuqin, JingJuan Liao, Huadong Guo et Xuelian Zhong. 2005. « The fusion of multispectral and SAR images based wavelet transformation over urban area ». In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2005, July 25, 2005 - July 29, 2005*. (Seoul, Korea, Republic of) Vol. 6, p. 3942-3944. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- Hussain, Ejaz, Serkan Ural, KyoHyouk Kim, Chiung-Shiuan Fu et Jie Shan. 2011. « Building Extraction and Rubble Mapping for City Port-au-Prince Post-2010 Earthquake with GeoEye-1 Imagery and Lidar Data ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 10, p. 1011-1023.
- Inglada, J. 2007. « Automatic recognition of man-made objects in high resolution optical remote sensing images by SVM classification of geometric image features ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 62, p. 236-248.
- Inglada, Jordi, et Julien Michel. 2009. « Qualitative Spatial Reasoning for High-Resolution Remote Sensing Image Analysis ». *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. Vol. 47, n° 2, p. 599-612.



- International Charter, Space and Major Disasters. 2010. « Earthquake in Haiti ». In *Disaster Charter*. En ligne. < [http://www.disasterscharter.org/web/charter/activation\\_details?p\\_r\\_p\\_1415474252\\_assetId=ACT-287](http://www.disasterscharter.org/web/charter/activation_details?p_r_p_1415474252_assetId=ACT-287) >. Consulté le 27 octobre 2010.
- ITUK. 2010. *Report of the Service Providers Workshop of 9 March 2009 (Crisis mapping / damage assessment service) - Technical Note: Review of Charter Scenarios*. PDF. Coll. « Service Consolidation Actions of the EarthWatch GMES Services Element, Stage 2 »: ESA/ESRIN, 43 p. Consulté le 13 juillet 2011.
- Izadi, Mohammad, et Parvaneh Saeedi. 2010. « Automatic building detection in aerial images using a hierarchical feature based image segmentation ». In *20th International Conference on Pattern Recognition, ICPR*. (Istanbul, Turkey, 23-26 August 2010), p. 472-475. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- Jensen, John R., et Dave C. Cowen. 1999. « Remote Sensing of Urban/Suburban Infrastructure and Socio-Economic Attributes ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 65, n° 5, p. 611-622.
- Jin, X., et C. H. Davis. 2005. « Automated building extraction from high-resolution satellite imagery in urban areas using structural, contextual, and spectral information ». *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2005, n° 14, p. 2196-206.
- Jones, B. 2009. *8th Annual Report: January-December 2008*. En ligne. International Charter Space & Major Disasters, 28 p.
- Jung, C. R., et R. Schramm. 2004. « Rectangle detection based on a windowed Hough transform ». In *Computer Graphics and Image Processing, 2004. Proceedings. 17th Brazilian Symposium on*. p. 113-120.
- Karantzalos, K., et N. Paragios. 2009a. « Recognition-Driven Two-Dimensional Competing Priors Toward Automatic and Accurate Building Detection ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 47, n° 1, p. 133-144.
- Karantzalos, K., et N. Paragios. 2009b. « Recognition-Driven Two-Dimensional Competing Priors Toward Automatic and Accurate Building Detection ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, n° 1, p. 133-44.
- Kaya, Gülsen Taskın, Nebiye Musaoglu et Okan K. Ersoy. 2011. « Damage Assessment of 2010 Haiti Earthquake with Post-Earthquake Satellite Image by Support Vector Selection and Adaptation ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 10, p. 1025-1035.
- Kelly, Patrick M. 2009. « Patrick M. Kelly's Notebook : Laws' Texture Measures ». En ligne. < <http://www.ccs3.lanl.gov/~kelly/ZTRANSITION/notebook/laws.shtml> >.

- Khreich, W., E. Granger, A. Miri et R. Sabourin. 2010. « Iterative Boolean combination of classifiers in the ROC space: An application to anomaly detection with HMMs ». *Pattern Recognition*, vol. 43, n° 8, p. 2732-2752.
- Kimura, Hiroshi. 2008. « Radar polarization orientation shifts in built-up areas ». *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 5, p. 217-221.
- Kimura, Hiroshi, Konstantinos P. Papathanassiou et Irena Hajnsek. 2005. « Polarization orientation effects in urban areas on SAR data ». In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS*. (Seoul, Korea, Republic of, 25-29 July 2005) Vol. 7, p. 4863-4867. IEEE.
- Knudsen, T., et A. A. Nielsen. 2004. « Detection of buildings through multivariate analysis of spectral, textural, and shape based features ». In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing, IGARSS*. (Piscataway, NJ, USA, 20-24 September 2004) Vol. vol.5, p. 2830-3. IEEE.
- Koistinen, P., et L. Holmstrom. 1991. « Kernel regression and backpropagation training with noise ». In *International Joint Conference on Neural Networks* p. 367-372. IEEE.
- Kyrgyzov, Ivan, Marine Campedel, Michel Roux, Tullio Tanzi et Soufiane Rital. 2008. *Final Report EXITER 08*. technique. Coll. « Rapport technique ». Paris: Télécom ParisTech, 91 p.
- Landgrebe, T., P. Paclik, D. M. J. Tax et R. P. W. Duin. 2005. « Optimising two-stage recognition systems ». In *Proceedings of Multiple Classifier Systems. 6th International Workshop, MCS*. (Berlin, Germany, 13-15 June 2005), p. 206-15. Springer-Verlag.
- Landgrebe, T., P. Paclik, D. M. J. Tax, S. Verzakov et R. R. W. Duin. 2004. « Cost-based classifier evaluation for imbalanced problems ». In *Proceedings, Structural, Syntactic and Statistical Pattern Recognition. Joint IAPR International Workshops SSPR and SPR* (Berlin, Germany, 18-20 August 2004), p. 762-70. Structural, Syntactic and Statistical Pattern Recognition. Joint IAPR International Workshops SSPR 2004 and SPR 2004. Proceedings (Lecture Notes in Comput. Sci. Vol.3138): Springer-Verlag.
- Laws, Kenneth I. 1980. « Textured Image Segmentation ». PhD dissertation. Los Angeles, University of Southern California, 190 p.
- Li, Peijun, Haiqing Xu et Jiancong Guo. 2010. « Urban building damage detection from very high resolution imagery using OCSVM and spatial features ». *International Journal of Remote Sensing*, vol. 31, n° 13, p. 3393-3409.

- Lin, H.T., et C.J. Lin. 2003. « A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods ». *submitted to Neural Computation*.
- Lindeberg, T. 1998. « Feature detection with automatic scale selection ». *International Journal of Computer Vision*, vol. 30, p. 79-116.
- Lowe, David G. 2004. « Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints ». *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, n° 2, p. 91-110.
- Luo, B., J. F. Aujol, Y. Gousseau, S. Ladjal et H. Maitre. 2007a. « Resolution- Independent Characteristic Scale Dedicated to Satellite Images ». *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, n° 10, p. 2503-2514.
- Luo, Bin. 2007. « Échelle et résolution en imagerie de télédétection ». PhD dissertation. Paris, École Nationale Supérieure des Télécommunications, 171 p.
- Luo, Bin, Jean-Francois Aujol, Yann Gousseau, Said Ladjal et Henri Maître. 2006. « Characteristic scale in satellite images ». In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP*. (Toulouse, France, 14-19 May 2006) Vol. 2, p. 809-812. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- Luo, Bin, Jean-Francois Aujol, Yann Gousseau, Said Ladjal et Henri Maître. 2007b. « Resolution-independent characteristic scale dedicated to satellite images ». *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, p. 2503-2514.
- Luo, Bin, et Jocelyn Chanussot. 2009. « Hyperspectral image classification based on spectral and geometrical features ». In *International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP 2009)*, 2-4 Sept. 2009. (Piscataway, NJ, USA), p. 6 pp.: IEEE.
- Malinverni, Eva Savina. 2011. « Change Detection Applying Landscape Metrics on High Remote Sensing Images ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 10, p. 1045-1056.
- Mallat, Stephane G. 1989. « A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, n° 7, p. 674-693.
- Massalabi, A., He Dong-Chen, G. B. Benie et E. Beaudry. 2004. « Detecting information under and from shadow in panchromatic Ikonos images of the city of Sherbrooke ». In *International Geoscience and Remote Sensing*. (Anchorage, AK, USA) Vol. 3, p. 2000-2003. IEEE.

- Matsuoka, M, M EERI et F Yamazaki. 2005. « Building damage mapping of the 2003 Bam, Iran, earthquake using Envisat/ASAR intensity imagery ». *Earthquake Spectra*, vol. 21, p. S285.
- Matsuoka, M, et F Yamazaki. 2004. « Use of satellite SAR intensity imagery for detecting building areas damaged due to earthquakes ». *Earthquake Spectra*, vol. 20, p. 975-994.
- Matsuoka, M, F Yamazaki, H Ohkura et K Nied. 2007. « Damage mapping for the 2004 Niigata-ken Chuetsu earthquake using Radarsat images ». *Urban Remote Sensing Joint Event, 2007*, p. 1-5.
- Mercer, James. 1909. « Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations ». *Philosophical Transactions of the Royal Society*, p. 415-446.
- Monasse, Pascal. 2000. « Représentation morphologique d'images numériques et application au recalage ». Thèse de doctorat en mathématique. Paris, Université Paris IX-Dauphine, 217 p.
- Monasse, Pascal. 2009. « Applications ». In *Geometric Description of Images as Topographic Maps*, sous la dir. de Caselles, Vicent, et Pascal Monasse. p. 156-161. Coll. « Lecture Notes in Mathematics ». Berlin (Allemagne): Springer-Verlag.
- Mueller, M., K. Segl, U. Heiden et H. Kaufmann. 2006. « Potential of high-resolution satellite data in the context of vulnerability of buildings ». *Natural hazards*, vol. 38, n° 1, p. 247-258.
- Mueller, M., K. Segl et H. Kaufmann. 2003. « Discrimination between roofing materials and streets within urban areas based on hyperspectral, shape, and context information ». In., p. 196-200. IEEE.
- Niebergall, S., A. Loew et W. Mauser. 2007. « Object-oriented analysis of very high-resolution QuickBird data for mega city research in Delhi/India ». In *Urban Remote Sensing Joint Event*. (Piscataway, NJ, USA, 11-13 April 2007), p. 503-10. IEEE.
- OTB, Development Team. 2012. *The ORFEO Tool Box Software Guide*. Software Guide. Toulouse: CNES, 814 p. < [http://smc.cnes.fr/PLEIADES/lien3\\_vm.htm](http://smc.cnes.fr/PLEIADES/lien3_vm.htm) >.
- Pesaresi, Martino, Andrea Gerhardinger et Francois Kayitakire. 2008. « A robust built-up area presence index by anisotropic rotation-invariant textural measure ». *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 1, n° Compendex, p. 180-192.

- Pinho, C. M. D., F. C. Silva, L. M. C. Fonseca et A. M. V. Monteiro. 2008. « Intra-Urban Land Cover Classification from High-Resolution Images Using the C4.5 Algorithm ». In *ISPRS Congress Beijing 2008: Proceedings of Commission VII*. Vol. 37, p. 695-700.
- Provost, Foster, et Tom Fawcett. 1997. « Analysis and Visualization of Classifier Performance: Comparison under Imprecise Class and Cost Distributions ». In *KDD-97 - Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Rosenfeld, A. 1984. *Multiresolution Image Processing and Analysis*. Coll. « Information Sciences ». New York, NY: Springer-Verlag, 383 p.
- Saeedi, Parvaneh, et Harold Zwick. 2008. « Automatic building detection in aerial and satellite images ». In *10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, ICARCV 2008, December 17, 2008 - December 20, 2008*. (Hanoi, Vietnam), p. 623-629. Inst. of Elec. and Elec. Eng. Computer Society.
- Salembier, P., et L. Garrido. 2000. « Binary partition tree as an efficient representation for image processing, segmentation, and information retrieval ». *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, p. 561-76.
- Sato, Ryoichi, Yoshio Yamaguchi et Hiroyoshi Yamada. 2008. « Polarimetric scattering analysis for simplified man-made structure model on rough and/or inclined ground plane ». In *Proceedings, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS*. (Boston, MA, United states, 6-11 July 2008), 1 Vol. 4, p. 483-486. IEEE.
- Segl, K., S. Roessner, U. Heiden et H. Kaufmann. 2003. « Fusion of spectral and shape features for identification of urban surface cover types using reflective and thermal hyperspectral data ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 58, n° 1-2, p. 99-112.
- Shackelford, Aaron K., et Curt H. Davis. 2003. « A hierarchical fuzzy classification approach for high-resolution multispectral data over urban areas ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, n° Compendex, p. 1920-1932.
- Sirmacek, Beril, et Cem Unsalan. 2009a. « Building detection using local gabor features in very high resolution satellite images ». In *4th International Conference on Recent Advances in Space Technologies, RAST*. (Istanbul, Turkey, 11-13 June 2009), p. 283-286. IEEE Computer Society.
- Sirmacek, Beril, et Cem Unsalan. 2009b. « Urban-area and building detection using SIFT keypoints and graph theory ». *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, p. 1156-1167.

- Song, Zongying, Chunhong Pan et Q. Yang. 2006. « A region-based approach to building detection in densely build-up high resolution satellite image ». In *2006 IEEE International Conference on Image Processing, ICIP*, . (Atlanta, GA, United states, 8-11 October 2006), p. 3225-3228. IEEE Computer Society.
- Stehman, Stephen V., et Giles M. Foody. 2009. « Accuracy assessment ». In *The SAGE Handbook of Remote Sensing*, sous la dir. de Warner, T. A., Nellis, M.D. and Foody, G.M. (eds). p. 297-309. London: Sage.
- Stryker, Timothy, et Brenda Jones. 2009. « Disaster response and the international charter program ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 75, n° 12, p. 1342-1344.
- Tang, Y., Y.Q. Zhang, N.V. Chawla et S. Krasser. 2009. « SVMs modeling for highly imbalanced classification ». *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 39, n° 1, p. 281-288.
- Tanzi, Tullio Joseph, et François Lefevre. 2010. « Radio sciences and disaster management ». *Comptes Rendus Physique*, vol. 11, n° 1, p. 114-124.
- Tiede, Dirk, Stefan Lang, Petra Füreder, Daniel Hölbling, Christian Hoffmann et Peter Zeil. 2011. « Automated Damage Indication for Rapid Geospatial Reporting ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 9, p. 933-942.
- Tison, C., F. Tupin et H. Maître. 2004. « Retrieval of building shapes from shadows in high resolution SAR interferometric images ». In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing*. (Anchorage, AK, USA) Vol. vol.3, p. 1788-91. Coll. « IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing (IEEE Cat. No.04CH37612) »: IEEE.
- UNITAR, Operational Satellite Applications Programme, European Commission, Joint Research Centre et The World Bank. 2010. *Atlas of building damage assessment: Haiti earthquake 12 January 2010*. Coll. « Post Disaster Needs Assessment and Recovery Framework »: UNITAR 77 p.
- Uprety, P., et F. Yamazaki. 2012. « Detection of building damage in the 2010 haiti earthquake using high-resolution SAR intensity images ». *Journal of Japan Association for Earthquake Engineering*, vol. 12, n° 6.
- van Aardt, Jan A.N. , Donald McKeown, Jason Faulring, Nina Raqueño, May Casterline, Chris Renschler, Ronald Eguchi, David Messinger, Robert Krzaczek, Steve Cavillia, Jr. John Antalovich, Nat Philips, Brent Bartlett, Carl Salvaggio, Erin Ontiveros et Stuart Gill. 2011. « Geospatial Disaster Response during the Haiti Earthquake: A Case Study Spanning Airborne Deployment, Data Collection, Transfer, Processing,

- and Dissemination ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 9, p. 943-952.
- Van Veldhuizen, D.A., et G.B. Lamont. 1998. « Evolutionary computation and convergence to a pareto front ». In *Late Breaking Papers at the Genetic Programming 1998 Conference*. p. 221-228.
- Vapnik, V. N. 1999. « An overview of statistical learning theory ». *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. 10, n° 5, p. 988-999.
- Voigt, Stefan, Tobias Schneiderhan, André Twele, Monika Gähler, Enrico Stein et Harald Mehl. 2011. « Rapid Damage Assessment and Situation Mapping: Learning from the 2010 Haiti Earthquake ». *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 77, n° 9, p. 923-931.
- Vu, TT, M. Matsuoka et F. Yamazaki. 2004. « Shadow analysis in assisting damage detection due to earthquakes from Quickbird imagery ». In *Congress of International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*. Vol. B7, p. 607–611.
- Wang, YaKun, Young Sung Soh et Howard Schultz. 2006. « Individual tree crown segmentation in aerial forestry images by mean shift clustering and graph-based cluster merging ». *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 6, n° 11, p. 40-45.
- Wegner, J. D., U. Soergel et A. Thiele. 2009. « Building extraction in urban scenes from high-resolution InSAR data and optical imagery ». In *Joint Urban Remote Sensing Event, 20-22 May 2009*. (Piscataway, NJ, USA), p. 1-6. IEEE.
- Wiki, Collaborateurs OpenStreetMap. 2010. « WikiProject Haiti ». In *OpenStreetMap Wiki*. En ligne. <  
[http://wiki.openstreetmap.org/w/index.php?title=WikiProject\\_Haiti&oldid=700223](http://wiki.openstreetmap.org/w/index.php?title=WikiProject_Haiti&oldid=700223) >. Consulté le 6 février 2012.
- Wikipedia, Collaborateurs. 2006a. « Moore neighborhood ». In *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. En ligne. <  
[http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Moore\\_neighborhood&oldid=466714185](http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Moore_neighborhood&oldid=466714185) >. Consulté le 5 avril 2012.
- Wikipedia, Collaborateurs. 2006b. « Von Neumann neighborhood ». In *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. En ligne. <  
[http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Von\\_Neumann\\_neighborhood&oldid=469745282](http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Von_Neumann_neighborhood&oldid=469745282) >. Consulté le 5 avril 2012.
- Wikipedia, Collaborateurs. 2010. « 2010 Haiti earthquake ». In *Wikipedia, The Free encyclopedia*. En ligne. <

[http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=2010\\_Haiti\\_earthquake&oldid=483150462](http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=2010_Haiti_earthquake&oldid=483150462)  
>. Consulté le 14 mars 2012.

Wikipedia, Collaborateurs. 2011. « 2011 Tohoku earthquake and tsunami ». In *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. En ligne. <  
[http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=2011\\_T%C5%8Dhoku\\_earthquake\\_and\\_tsunami&oldid=485102813](http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=2011_T%C5%8Dhoku_earthquake_and_tsunami&oldid=485102813)>. Consulté le 5 avril 2012.

Winter, A., H. Maitre, N. Cambou et E. Legrand. 1997. « Entropy and multiscale analysis: a new feature extraction algorithm for aerial images ». In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. (Los Alamitos, CA, USA, 21-24 April 1997) Vol. 4, p. 2765-8. IEEE Comput. Soc. Press.

Yamazaki, F., K. Kouchi, M. Matsuoka, M. Kohiyama et N. Muraoka. 2004. « Damage Detection from High-Resolution Satellite Images for the 2003 Boumerdes, Algeria Earthquake ». In *13th World Conference on Earthquake Engineering*. (Vancouver, 1-6 August 2004), p. 1-13.