



HAL
open science

Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution

Anne-Lise Chesnel

► **To cite this version:**

Anne-Lise Chesnel. Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution. domain_other. École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2008. Français. NNT : 2008ENMP1548 . pastel-00004211

HAL Id: pastel-00004211

<https://pastel.hal.science/pastel-00004211>

Submitted on 17 Nov 2008

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

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

*« La théorie, c'est quand on sait tout et que rien ne fonctionne.
La pratique, c'est quand tout fonctionne et que personne ne sait pourquoi.
Ici, nous avons réuni théorie et pratique : Rien ne fonctionne... et personne ne sait pourquoi! »*
Albert Einstein.

Remerciements

J'adresse des remerciements particuliers à Lucien Wald pour toute sa disponibilité et son aide malgré la distance entre Paris et Sophia Antipolis ; pour le temps qu'il a consacré à m'aider dans mon travail, notamment pour la rédaction de ce manuscrit.

Cette thèse s'est déroulée au CEA dans les meilleures conditions. Je remercie Renaud Binet pour ses conseils et son aide pour comprendre et résoudre les problèmes techniques que j'ai rencontré durant ces années. J'adresse mes remerciements à Philippe Carrié, pour son accueil et son aide ; à Messieurs DASE et LDG, pour m'avoir ouvert et tenu les portes du département et du service ; et aux secrétaires qui m'ont aidée dans les démarches administratives.

Je souhaite remercier toutes les personnes qui m'ont conseillée, et qui ont partagé leurs connaissances et leur savoir-faire durant les différentes étapes de ma thèse. J'adresse mes remerciements à Hervé Yésou et à l'équipe du SERTIT à Strasbourg, à Jordi Inglada et à Grégoire Mercier, à Jean-Pierre Cocquerez, à Matthieu Cord, à Marc Pierrot-Deseilligny, à Jean-Paul Marmorat, à Philippe Blanc pour le temps qu'ils m'ont consacré et pour leurs conseils. J'adresse également mes remerciements à Jean-Denis Muller et à David Mercier, pour m'avoir aidée dans l'utilisation de Lush et m'avoir éclairée sur certaines problématiques.

Je remercie l'ensemble des personnes que j'ai croisé au CEA, les voyeurs de l'espace de TSE et les casseurs de cailloux de RSG, pour leur bonne humeur et pour tous les bons moments passés avec eux. En particulier : Aline, que rien n'arrête ; Béatrice, pour sa gentillesse et les moments culturels que ces questions ont provoqués ; Christine et Eric H., parmi les sympathiques habitants d'une boîte de conserve ; Eric T., le SIGiste, pour m'avoir accueilli dans son bureau, s'être occupé de mon plant de tomates en mon absence et pour ses talents d'encadreur ; Pierre B., le français fier d'être italien, pour m'avoir aidé à rendre certaines illustrations *hot'n sexy* ; Pierre D., pour avoir démontré qu'un informaticien peut aimer être ailleurs que devant son écran ; Philippe G., le chuteur, pour m'avoir fait découvrir le monde merveilleux de Toyota (RDV en mars 2013 !) et comprendre pourquoi les oiseaux chantent ; Philippe L., *trop fort!*, pour ses conseils et son aide ; Rodolphe, l'hyperchercheur des spectres, pour sa gentillesse ; Xavier, l'ange-gardien du 3B, à la fois distributeur de journaux frais, videur à l'entrée du bus, et Mcgyver des portes pneumatiques qui ne veulent plus fermer. Je n'oublie pas tous les autres, qui ont aussi participé à rendre ces années incroyables.

Je salue Yves, l'indulgent moniteur, et Guillaume, ainsi que la section vol libre de l'AS CEA que je remercie pour le soutien matériel à des week-ends en altitude.

Je souhaite remercier toutes les personnes qui m'ont soutenu scientifiquement, mais également moralement. Merci à celles qui ont cru en mon travail, et encore davantage à celles qui y croient !

À Aurélien, pour son soutien, ses encouragements, son aide et sa confiance... et tant d'autres choses encore.

Table des matières

1	Introduction	1
2	Dégâts et télédétection	11
2.1	Catastrophes majeures	11
2.1.1	Catastrophes naturelles	11
2.1.2	Catastrophes d'origine humaine	11
2.1.3	Dégâts	12
2.1.4	Besoins pour gérer la crise	14
2.2	Quantification de dégâts	14
2.2.1	Objectifs	14
2.2.2	Acteurs	14
2.2.3	Échelles de quantification de dégâts	16
2.3	Quantification de dégâts en télédétection	18
2.3.1	Imagerie optique panchromatique et multispectrale	19
2.3.2	Imagerie radar	24
2.3.3	Imagerie hyperspectrale	26
2.4	État de l'art des méthodes existantes	27
2.4.1	Analyse multirate	27
2.4.2	Analyse monotemporelle	44
2.4.3	Conclusion sur l'état de l'art	49
3	Protocole d'évaluation de la qualité des résultats	53
3.1	Validation	53
3.2	Bases de données	53
3.2.1	Base de données de référence	53
3.2.2	Base de données des décalages	57
3.2.3	Base de données d'évaluation et protocole	57
3.3	Cas-tests	58
3.3.1	Séisme de Boumerdès (Algérie)	58
3.3.2	Séisme de Bam (Iran)	60
3.3.3	Explosion à Ryongchon (Corée du Nord)	63
3.3.4	Séisme de Muzaffarabad (Pakistan)	65
3.3.5	Bombardements de Beyrouth (Liban)	66
3.4	Étapes suivies pour le développement de la méthode	68
4	Recalage géométrique	69
4.1	État de l'art des méthodes de recalage	70
4.2	Méthode de recalage proposée	72
4.2.1	Recalage des images	72
4.2.2	Recalage des toits des bâtiments	73

4.3	Résultats et évolutions	77
4.3.1	Score d'appariement	78
4.3.2	Détermination de la seconde zone de recherche et apport de celle-ci	81
4.3.3	Analyse des résultats finaux de recalage	83
4.3.4	Qualité du recalage en fonction de la modalité des images	84
4.4	Identification des problèmes d'application	90
4.5	Adéquation de la méthode de recalage proposée à la quantification de dégâts	91
5	Quantification de dégâts	95
5.1	Indices de dégâts	95
5.1.1	Corrélation	95
5.1.2	Analyse de texture	96
5.2	Classifieurs	99
5.2.1	Réseau de neurones - Perceptron multicouches	99
5.2.2	Support Vector Machine	100
5.2.3	Apprentissage	103
5.3	Résultats des méthodes proposées	104
5.3.1	Taille de l'ensemble d'apprentissage	105
5.3.2	Classification à partir des indices de corrélation	106
5.3.3	Classification à partir des indices de texture	112
5.3.4	Comparaison avec les résultats attendus	116
5.3.5	Comparaison des résultats obtenus avec ceux trouvés dans la littérature	116
5.3.6	Performance de classification en fonction de la modalité des images	118
6	Conclusion	123
	Liste des acronymes	128
	Bibliographie	129
	Annexe	145

Chapitre 1

Introduction

Cadre

Depuis plus d'un siècle, le nombre de catastrophes naturelles recensées ayant eu un impact à l'échelle d'un pays est en augmentation (courbe noire sur la figure 1.1 montrant la tendance entre 1900 et 2006). Leurs conséquences en termes humains et matériels sont de plus en plus lourdes [EM-DAT, 2007]. En effet, bien que le nombre de décès recensés dus à ces catastrophes soit en baisse depuis le début XX^{ième} siècle (en rouge sur la figure 1.1), le nombre de personnes affectées (en bleu sur la figure 1.1) ainsi que le coût engendré (figure 1.2) ont augmenté, particulièrement depuis les années 1960-1970. L'augmentation de la population mondiale, et la migration d'une partie de celle-ci vers des endroits plus propices à des catastrophes, comme les côtes [Yeend, 1997], en sont l'explication principale. Par ailleurs, la population s'est concentrée dans les grandes villes, nécessitant la construction d'infrastructures parfois précaires. Les pertes liées aux catastrophes naturelles représentaient par exemple en 2004 plus de 300 000 morts et 85 milliards d'euros de dommages [SCOR, 2004]. L'estimation des dégâts liés aux catastrophes majeures est donc un sujet d'intérêt croissant, de par ces enjeux humains et économiques.

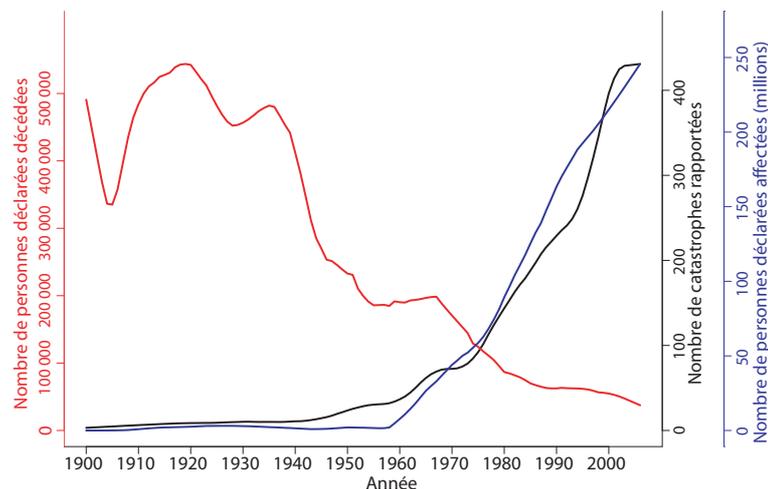


FIG. 1.1 – Tendances du nombre de catastrophes naturelles à l'échelle mondiale entre 1900 et 2006 (noir), et de leur impact en termes de personnes affectées (bleu) ou tuées (rouge). Les tendances sont calculées par interpolation des chiffres annuels afin de les lisser. Source : EM-DAT, the OFDA/CRED International Disaster Database – www.em-dat.net – Université Catholique de Louvain, Bruxelles, Belgique.

Cette estimation se doit d'être la plus rapide et la plus fiable possible, afin de permettre aux autorités locales de prendre la juste mesure de la catastrophe et de gérer au mieux la période de

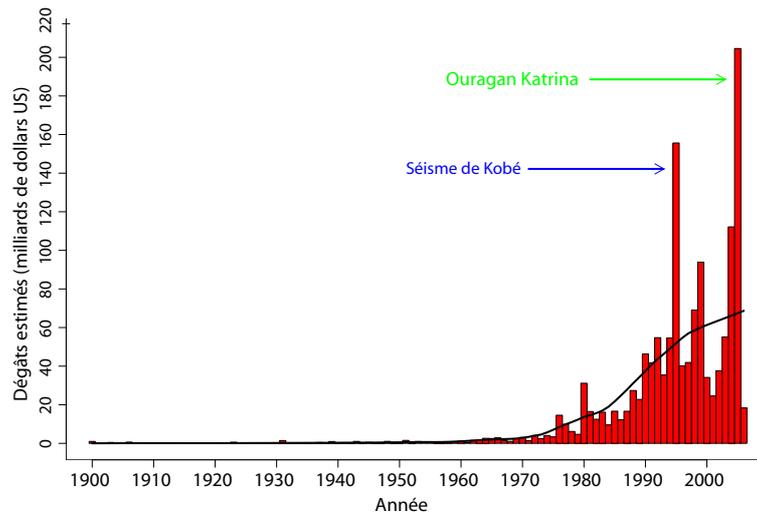


FIG. 1.2 – Coût estimé des catastrophes naturelles en milliards de dollars entre 1900 et 2006. Source : EM-DAT, the OFDA/CRED International Disaster Database – www.em-dat.net – Université Catholique de Louvain, Brussels, Belgium.

post-crise. La sous-estimation des dégâts, et plus encore l’absence d’information peuvent ralentir, voire entraver, l’intervention des secours sur place. Enfin, l’estimation précise des dégâts permet aux pouvoirs locaux d’organiser les reconstructions nécessaires à la suite de la catastrophe. Pour les assurances ainsi que les sociétés de réassurance, elle sert également à calculer le coût de la catastrophe en termes de compensation et par la suite de connaître les zones à risques afin de réévaluer leurs tarifs [Fellah et al., 2003]. L’objectif de la quantification de dégâts est d’estimer les dégâts causés par une catastrophe sur des objets liés aux activités humaines. Nous nous intéressons plus particulièrement dans notre cas aux dégâts sur les bâtiments. Ce sont en effet eux qui engendrent le plus de victimes.

L’imagerie satellitaire est un outil de grand intérêt pour l’estimation rapide des dégâts, qu’ils soient dus à une catastrophe d’origine naturelle ou humaine [Fellah et al., 2003 ; International-Charter, 2005 ; Pisano, 2006]. Elle offre une observation détaillée sur une large couverture par le biais d’un capteur embarqué sur un satellite. Ce capteur reçoit des ondes électromagnétiques émises par le soleil (capteur passif), par lui-même ou par une autre source artificielle (capteur actif). L’imagerie satellitaire permet d’étudier les conséquences d’une catastrophe dans des lieux devenus difficiles d’accès par voie terrestre et où les moyens de communication sont souvent bloqués. Elle présente également des avantages pour l’observation de destructions en zones non sécurisées. Par ailleurs, les informations obtenues à partir de données de télédétection sont indépendantes de celles fournies par les pouvoirs ou les médias locaux, chose qui n’est pas garantie par une enquête qui serait directement conduite sur le terrain.

Les données satellitaires peuvent en outre être traitées dans des centres opérationnels lointains, très bien équipés et situés à l’abri de ces catastrophes. C’est ce qui explique l’émergence d’initiatives telles que la Charte Internationale *Espace et catastrophes majeures* [International-Charter, 2007] ou du programme UNOSAT des Nations Unies [UNOSAT, 2007].

La Charte Internationale vise à offrir un système unifié d’acquisition et de distribution des données satellites dans le cas de catastrophes d’origine naturelle ou humaine par le biais d’utilisateurs autorisés. C’est l’Agence Spatiale Européenne (ESA) et le Centre National d’Études Spatiales français (CNES) qui en sont à l’origine (1999). Depuis, ils ont été rejoints par l’Agence Spatiale Canadienne (2000), la National Oceanic and Atmospheric Administration des États-Unis (2001), le Indian Space Research Organization (2001), la Comisión Nacional de Actividades Espaciales de l’Argentine (2003), la Japan Aerospace Exploration Agency (2005), l’agence United States Geological Survey (USGS)

(2005), le BNSC/DMC (British National Space Centre/Disaster Monitoring Constellation) (2005) et enfin l'Administration Nationale Spatiale de la Chine (CNSA) (2007). Chaque agence spatiale s'est ainsi engagée à fournir des ressources pour contribuer à atténuer les répercussions des catastrophes majeures sur la vie des personnes et la propriété. Un utilisateur autorisé – appartenant à un organisme de protection civile, de sauvetage, de défense ou de sécurité du pays de l'un des membres de la Charte – peut téléphoner à un numéro unique en cas de besoin afin d'obtenir des données et des informations sur la catastrophe. De jour comme de nuit, un opérateur vérifie l'identité du demandeur et transmet l'information à un ingénieur d'astreinte qui, après analyse de la demande et du type de désastre, prépare un plan d'acquisition et de choix d'archives en utilisant les ressources spatiales disponibles. L'acquisition et la livraison des données sont faites en tenant compte de l'urgence de la situation, et un chef de projet, qui possède les compétences requises en commande, traitement et application des données, seconde l'utilisateur pendant tout le processus.

Le nombre grandissant de capteurs embarqués sur des satellites permet de disposer de données de types variés et ce dans un délai relativement court à la suite de la catastrophe. Les images obtenues peuvent notamment exploiter différents domaines du spectre (visible, infrarouge, hyperfréquences) avec des résolutions radiométriques, spectrales et temporelles différentes.

Dans le cadre opérationnel, ces images sont actuellement exploitées visuellement par les organismes de cartographie rapide. L'analyse visuelle s'appuie généralement sur la comparaison d'une image de référence et d'une image acquise après la catastrophe, dite image de crise. Elle se base la plupart du temps sur l'observation et l'interprétation de changements entre les deux images. Une telle analyse visuelle pour la création de cartes de dégâts nécessite plusieurs heures, et est d'autant plus fastidieuse en zone urbaine que les objets d'intérêt sont nombreux. L'organisme de cartographie rapide du SERTIT (Strasbourg) prévoit de délivrer les premières données de crise dans les 12 heures suivant l'accès aux images [Allenbach et al., 2005]. Ce délai peut varier en fonction des données qui doivent être traitées ; l'orthorectification et le recalage géométrique des images représentent notamment une part importante du temps de travail.

Problèmes liés à l'exploitation de l'imagerie satellitaire

L'observation satellitaire apporte un certain nombre d'avantages par rapport aux enquêtes terrain pour l'estimation de dégâts et la création de cartes de crise. Cependant, plusieurs problèmes se posent.

Le premier est inhérent à la télédétection : celle-ci permet une observation verticale ou proche de la verticale, masquant un certain nombre de changements faisant suite à la catastrophe. Les dégâts situés sur les toits sont les plus probablement visibles. Ceux situés sur les façades pourront plus ou moins l'être, en fonction de l'angle d'observation, soit sur les façades elles-mêmes si elles sont visibles, soit sur le sol autour des bâtiments ; à l'opposé, les dégâts situés dans les zones d'occultation dues à l'angle d'acquisition ne seront pas observables. Pour finir, les dégâts situés à l'intérieur des bâtiments ou sous terre ne peuvent pas être observés – si on néglige le cas de l'utilisation d'images radar permettant dans certaines conditions rares une pénétration dans le sol ou dans les bâtiments.

D'autres problèmes sont liés à des contraintes organisationnelles et opérationnelles. La reprogrammation d'un satellite doit être faite à l'avance : si certains satellites sont réactifs de ce point de vue, cela peut prendre pour d'autres jusqu'à 25 heures ; il faut ajouter à ce temps de programmation le temps nécessaire pour rendre l'image acquise disponible (téléchargement, production), qui peut prendre plusieurs heures [Inglada et Giros, 2004b]. Enfin, les satellites peuvent acquérir des images d'une même région à intervalles de temps réguliers : ce temps de revisite dépendra de plusieurs paramètres, notamment de l'agilité du satellite (capacité à dépointer) et de son altitude. Un exemple pour le satellite QuickBird2 est présenté en table 1.1. On voit par exemple que le temps de revisite est presque divisé par deux (passant de 11 jours à 6 jours) lorsque l'angle d'incidence maximum autorisé passe de 15° à 25° . Par ailleurs, la latitude de la zone observée a une forte influence sur ce temps de revisite, les zones de recouvrement de la trace du satellite au sol étant plus importantes au niveau des

TAB. 1.1 – Temps de revisite pour le satellite QuickBird 2 (en jours). Source : http://www.digitalglobe.com/digitalglobe2/file.php/512/QuickBird_Imagery_Products-FAQ.pdf

Latitude	Angle d'incidence		
	0 ° à 15 °	0 ° à 25 °	0 ° à 45 °
0	11	6	3
10	11	6	3
20	9	5	3
30	9	5	2
40	8	5	2
50	7	4	2
60	7	4	1
70	5	3	1
80	3	2	1

pôles que de l'équateur. Il se peut que ce temps de revisite soit trop long par rapport aux exigences pour intervenir à la suite d'une catastrophe. Enfin, des images étant acquises, la présence de nuages, brouillards ou autres intempéries dégrade l'image et peut la rendre inexploitable ; si les images radar sont peu ou pas sensibles à ce phénomène, des nuages sur des images optiques les rendent en partie ou totalement inutilisables en cachant des fractions de la scène. Ce type de contraintes peut amener à choisir des images de modalités différentes, c'est-à-dire avec des angles de visée et d'illumination différents et/ou issues de capteurs distincts. Cela fait alors apparaître de nouvelles difficultés pour la comparaison des images. Par ailleurs, les informations issues de deux capteurs peuvent être de natures différentes et être potentiellement complémentaires. Une analyse de couples d'images de modalités différentes pourrait donc être avantageuse ; cependant cela impose la mise au point de méthodologies permettant de fusionner les informations de dégâts issues de ces différentes modalités.

Analyser visuellement toutes les images exploitables n'est pas toujours compatible avec les délais imposés par l'urgence des interventions ; ceux-ci sont notablement courts dans le cas d'un séisme, où on ne peut espérer sauver des vies humaines que dans les premiers jours suivant la catastrophe. Par ailleurs, la résolution des images augmentant, il est considéré que leur analyse prendra davantage de temps à un opérateur [Inglada et Giros, 2004b]. L'intérêt de l'analyse d'images de meilleure résolution spatiale est cependant démontré. En milieu urbain, il est difficile de détecter avec certitude des dégâts sur des images moyenne ou haute résolution (définies ici comme ayant une résolution spatiale de plusieurs mètres) [Greidanus et al., 2005]. En revanche, la Très Haute Résolution (THR) spatiale, que l'on définira comme étant meilleure ou égale à un mètre, permet de quantifier visuellement certaines classes de dégâts sur les bâtiments [Gamba et al., 2007b]. Dans ce document on désignera par THR la très haute résolution *spatiale*, à l'exclusion des autres types de résolution (fréquentielle, temporelle). Les capteurs THR sont ceux embarqués sur des satellites comme QuickBird 2, Ikonos 2, WorldView-I, GeoEye-1 (et demain WorldView-II, Pléiades. . .) pour les satellites optiques ; concernant les satellites radar, on peut citer TerraSAR-X et COSMO-SkyMed. Afin de raccourcir les temps de traitement dans le cadre de la détection de dégâts à l'aide d'images THR, une première phase de sélection des images est donc nécessaire, entraînant une perte possible d'information. Un traitement automatique assez rapide de ces images permettrait une analyse plus exhaustive et apporterait davantage d'informations tout en restant dans les délais impartis.

Des méthodes automatiques de détection ou de quantification de dégâts sont expérimentées, mais sont encore immatures. Elles se heurtent principalement à deux problèmes : l'alignement (géométrique notamment) des données et l'observation de changements non pertinents. Ces deux problèmes sont d'autant plus aigus que la résolution des images augmente, notamment en milieu urbain. Ils sont illustrés en figure 1.3, qui compare deux images THR QuickBird acquises sur le même site (la ville de Boumerdès) à 13 mois d'intervalle, avant et après un séisme. Ces deux images sont recalées par

rapport au sol. L'alignement géométrique de données THR acquises avec des angles de visée différents pose problème pour les éléments du sursol si ceux-ci ne sont pas modélisés, comme c'est généralement le cas, dans le Modèle Numérique de Terrain utilisé en prétraitement (orthorectification) des images. Ce problème de recalage géométrique est illustré sur la figure 1.3 par la marque rouge sur chacune des images; elle a les mêmes coordonnées géographiques mais se trouve décalée d'une image par rapport à l'autre. Le second problème posé par l'analyse automatique de changements est la présence de changements non pertinents liés aux activités humaines, aux saisons, à une différence de visée et d'illumination. Des exemples de ces changements sont visibles sur la figure 1.3, avec l'apparition de nombreuses voitures par exemple en haut et à gauche et de tentes de réfugiés en haut à droite; ou encore avec des changements d'ombrage, les deux images étant acquises à des périodes de l'année différentes; et avec des zones visibles sur une image et occultées sur l'autre, ces images étant acquises avec des angles de visée différents (effet de parallaxe).

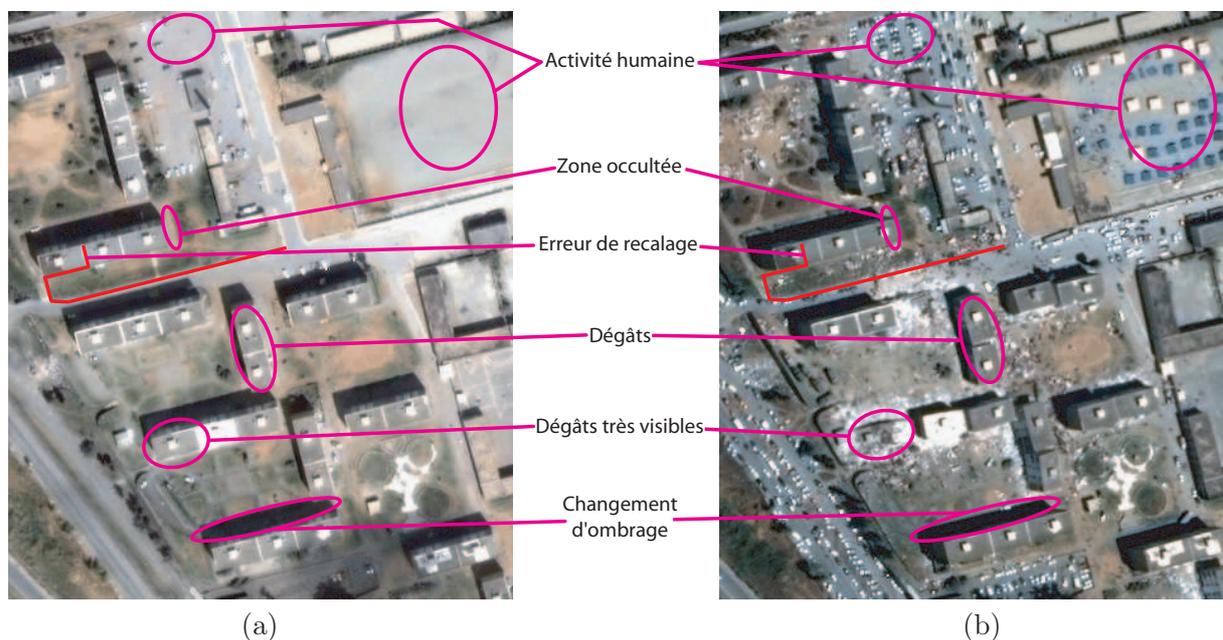


FIG. 1.3 – Images QuickBird 2, avant (a) et après (b) le séisme de Boumerdès (Algérie), illustrant les changements observables sur un couple THR. En rouge, une marque, recalée sur les images par rapport au sol, sert de repère pour voir les erreurs de recalage du sursol (éléments de hauteur non nulle). D'autres changements, non illustrés sur ces images peuvent intervenir : changements de la végétation, variations des conditions atmosphériques par exemple.

Finalement, même si on admettait ces problèmes de recalage et d'identification des changements non pertinents résolus, l'utilisation en situation opérationnelle de ces méthodes automatiques requerrait une évaluation de leurs performances, afin de convaincre les utilisateurs du gain qu'elles apporteraient. Cette évaluation est cependant rarement conduite. Elle consiste à comparer les résultats des méthodes automatiques à une vérité. Cette vérité serait idéalement une vérité-terrain, obtenue par une enquête exhaustive sur place; de telles vérités-terrain sont rares. Une autre approche, qui convaincrerait les opérateurs exploitant les images satellitaires, consiste à comparer les résultats des méthodes automatiques à ceux obtenus par une analyse visuelle d'images satellitaires; il est ainsi possible de construire des cas d'étude où les résultats de cette estimation sont assimilés à une vérité-terrain [Chiroiu et André, 2001 ; Yamazaki et al., 2004 ; Saito et al., 2005 ; Yamazaki et al., 2005 ; Chiroiu, 2005 ; Magsud et al., 2005 ; Miura et al., 2005].

Objectifs

Cette thèse traite de la quantification de dégâts sur le bâti en milieu urbain à partir de couples d'images satellites THR multimodalités. Le premier objectif est d'établir un protocole d'évaluation de la qualité des résultats des méthodes automatiques de quantification de dégâts. En s'inspirant des méthodes déjà proposées, nous avons pour deuxième objectif le développement de nouvelles méthodes que nous qualifierons grâce au protocole.

Nous utilisons pour cela des images THR panchromatiques acquises dans le spectre du visible et du proche-infrarouge. Nous ne nous intéresserons pas aux données multispectrales, du fait de leur résolution spatiale plus faible et de la difficulté à discriminer les dégâts des autres changements observables dans ces images. La production d'images multispectrales ayant la résolution d'une image panchromatique (*pansharpening*) représentant un traitement long supplémentaire, l'utilisation de telles images n'est pas envisagée. De plus, ces images présentent différents niveaux de qualité, selon les cas et les méthodes, qui peuvent varier dans l'image et dont la méconnaissance s'ajouterait aux erreurs de la méthode de quantification de dégâts, sans qu'il soit possible de les dissocier facilement [Thomas, 2006]. Les images THR permettent de répondre d'une part au problème de la quantification des niveaux de dégâts, et d'autre part à celui de validation de la qualité de cette quantification, par la construction de données de référence.

Des contraintes d'automatisation et de rapidité s'ajoutent à ces objectifs. Les données nécessaires étant disponibles, l'automatisation participe à la réduction des temps de traitement. Les méthodes peuvent être entièrement automatiques, en s'appuyant ou non sur un modèle défini au préalable (sans contrainte de temps cette fois); elles peuvent également demander l'intervention limitée d'un opérateur afin d'assister la prise de décision par exemple en calibrant un modèle. L'exploitation parallèle d'un grand nombre d'images se rapportant à un évènement deviendrait alors réalisable. L'aspect multimodalité des images utilisées permet de réduire le délai d'acquisition de l'image de crise. Les temps de traitements globaux ne doivent pas excéder 12 heures, conformément aux observations faites pour les traitements manuels des images.

Enfin, des performances minimales pour les méthodes proposées sont attendues. En fonction du type de catastrophe et des besoins finaux, différents nombres de classes sont considérés. Par exemple, quatre classes de l'Échelle Macrosismique Européenne (EMS) [Grünthal et al., 2001] peuvent souvent être distinguées sur des images THR à la suite d'un séisme [Yamazaki et al., 2004 ; Yamazaki et al., 2005]; trois ou seulement deux classes sont séparables dans d'autres cas. Il n'existe pas de publication donnant les performances minimales attendues par les différents utilisateurs potentiels. L'objectif est de s'approcher au mieux du résultat qui aurait été obtenu par une analyse visuelle telle qu'elle est conduite actuellement par un opérateur. Or il existe une certaine part de subjectivité dans cette analyse. Il ressort de discussions avec des participants de la Charte Internationale que des performances au moins égales à 70 % de bonne classification globale sont attendues lors d'une classification sur 3 ou 4 classes; de même, un taux minimum de 90 % de bonne classification est attendu lors d'une classification binaire intact/détruit.

Protocole d'évaluation de la qualité des résultats

L'évaluation des résultats des méthodes de détection de dégâts est le premier objectif de cette thèse. Deux bases de données ont été construites afin de valider les deux phases principales des méthodes de quantification de dégâts : le recalage géométrique des données quand la méthode est basée sur l'analyse d'images multitemporelles, et l'attribution d'un degré de dégâts à chaque bâtiment étudié par rapport à une échelle de référence. Le protocole d'évaluation de la qualité des résultats mis en place est indépendant de la méthode évaluée. C'est un résultat de la thèse qui peut être exploité par la communauté scientifique. Ce protocole peut être appliqué directement si la méthode donne pour résultat une information (valeur de décalage, degré de dégâts) sur des objets de l'image. Dans le cas où le résultat final de la méthode serait à l'échelle du pixel, une information calculée (moyenne,

médiane) à partir de celles associées à un ensemble de pixels formant un objet serait utilisée.

Les deux bases de données sont construites à partir d'une *base de données de référence* qui fait partie de données d'entrée aux méthodes. Cette *base de données de référence* contient le contour des toits des bâtiments dans l'image de référence.

La première base de données de validation, *base de données des décalages*, est définie pour une image de crise donnée. Elle associe à chaque bâtiment contenu dans la *base de données de référence* son emplacement dans l'image de crise évalué visuellement. Cet emplacement est déterminé par simple translation dans l'image de crise de l'emprise du bâtiment contenu dans la *base de données de référence*. À l'issue de la phase de recalage, l'emplacement estimé par la méthode testée est comparé à cet emplacement théorique évalué visuellement. L'incertitude de la mesure étant d'un pixel, le taux de bâtiments correctement recalé représente le taux de bâtiments pour lesquels la distance entre l'estimation et la théorie est inférieure au pixel.

La seconde base de données de validation, *base de données d'évaluation*, est définie pour une image de crise (une date d'acquisition) au minimum, mais reste valable pour une période durant laquelle il n'y a pas de changement d'état (degré de dégâts) des bâtiments contenus dans la *base de données de référence*. Elle associe à chaque bâtiment contenu dans la *base de données de référence* un degré de dégâts sur une échelle appropriée à la catastrophe. Ce degré de dégâts est décidé par comparaison visuelle de l'état du bâtiment sur l'image de référence et sur l'image de crise à une date donnée. À l'issue de la phase de classification des bâtiments sur une échelle de dégâts déterminée, le degré estimé pour chaque bâtiment est comparé à celui évalué visuellement. Une matrice de confusion est alors construite en confrontant les résultats. À partir de cette matrice de confusion, plusieurs taux qualifiant les performances de la méthode peuvent être calculés, selon l'objectif de qualité souhaité : performance globale, ou capacité à détecter un degré de dégâts en particulier.

La construction de ces bases de données a nécessité un travail conséquent, souvent fastidieux. Cinq cas de catastrophes ont été identifiés et choisis pour la variabilité qu'ils présentent : type de catastrophes (séisme, explosion, bombardement), type d'habitation, topologie de la zone (plat ou montagneux). Ainsi les performances des méthodes sont évaluées dans des conditions très différentes, permettant de définir leur domaine d'applicabilité.

Méthodologie de la quantification de dégâts

Dans la littérature, on trouve quelques propositions de méthodes basées sur l'analyse d'une unique image post-crise. Celles-ci ont l'avantage de ne pas nécessiter d'aligner les données ; cependant, un dégât peut prendre des aspects très différents et est difficile à décrire *a priori*. La majorité des méthodes proposées se basent donc sur l'analyse de changements entre deux images, l'une avant la crise, l'autre après. Cela reproduit l'approche généralement adoptée en situation opérationnelle. Certaines se basent sur une analyse pixel à pixel de l'image ; on compare successivement chaque pixel d'une image au pixel homologue d'une seconde image. L'alignement des données est alors crucial, mais il est délicat à réaliser de manière précise dans le cadre de la très haute résolution spatiale. Ces méthodes pixel à pixel sont généralement rapides d'exécution. Les dégâts sont alors souvent caractérisés par un changement de radiométrie excédant un seuil défini manuellement ou automatiquement ; elles sont très sensibles aux changements non pertinents (changements autres que les dégâts – cf. figure 1.3). Cela engendre de nombreuses fausses alarmes sur les résultats obtenus. D'autres méthodes se basent sur l'analyse des objets dans les deux images ; les objets sont définis dans l'image par *segmentation*, découpage de l'image en zones homogènes selon certains critères (radiométriques très souvent). Leurs attributs (radiométriques, géométriques...) sont utilisés pour caractériser un degré de dégât. L'avantage de ces méthodes orientées-objets est de tenir compte de l'organisation spatiale des pixels ; elles sont donc moins sensibles aux changements non pertinents. La difficulté vient de la segmentation des images, puis de la mise en correspondance des objets extraits.

Nous avons choisi une approche basée sur la quantification de l'évolution des objets d'intérêt

entre deux acquisitions d'images. Nous avons tout d'abord étudié des images de catastrophe, et en raison de leur visibilité depuis l'espace, sélectionné les toits comme objets représentatifs des dégâts portés à des bâtiments. Une représentation des toits est donnée, formée du polygone de l'emprise de la projection du toit dans le plan de l'image. L'obtention de cette représentation des toits ne sera pas abordée dans notre cas. De nombreuses approches automatiques ou semi-automatiques pour cette obtention sont rapportées dans la littérature : une revue de ces méthodes peut être trouvée par exemple dans [Baltsavias, 2004 ; Mayer, 1999 ; Gruen, 1998 ; Guindon, 1997]. Des exemples de méthodes d'extraction de bâtiments sont donnés en section 3.2.1. Une autre approche consisterait à utiliser un Système d'Information Géographique (SIG), par exemple un cadastre, afin de retrouver l'emprise des toits sur les images à analyser. Nous supposons dans ce travail que nous disposons d'une connaissance *a priori* de l'emprise du bâti sur une image de référence géoréférencée. On appellera par la suite cette image, l'*image de référence*, acquise avant la catastrophe, par opposition à l'*image de crise*, acquise à la suite de la catastrophe.

Étant donné un toit identifié dans cette image de référence, il est nécessaire de le retrouver dans l'image de crise pour quantifier ses éventuels dégâts. Plusieurs de ces toits ont changé (destruction partielle), d'autres n'existent plus (destruction totale). Les toits dans chaque image doivent être alignés géométriquement afin de pouvoir réaliser leur comparaison. Une nouvelle méthode de recalage, estimant le déplacement du toit entre les deux images, est nécessaire et développée. La comparaison de ses résultats avec des observations visuelles fournit une indication des incertitudes de positionnement et des limites de la méthode.

Des attributs sont ensuite extraits des représentations des toits des bâtiments maintenant recalés. L'objectif est de quantifier les changements qui ont eu lieu sur chacun des toits. La corrélation entre les pixels homologues d'un même toit sur les deux images est un bon indicateur ; il permet une prise en compte implicite de l'alignement radiométrique. Une autre approche est examinée : l'analyse des changements de texture, c'est-à-dire dans l'organisation spatiale des pixels des toits. La présence de changements non pertinents sur les toits (apparition de l'ombre d'un bâtiment voisin par exemple) rend la quantification de dégâts plus délicate.

Finalement, la quantité de changements observés, exprimée à travers les attributs extraits des représentations des toits des bâtiments, est qualifiée en termes de dégâts par rapport à une échelle de référence. Un outil de classification automatique à partir de ces attributs est développé. Il exploite les réseaux de neurones ou les SVM (Support Vector Machine). La décision de l'outil de classification est alors comparée à la décision d'une analyse visuelle faite au préalable ; cette comparaison permet d'évaluer quantitativement les performances finales des méthodes proposées.

Afin de valider la méthode dans un contexte proche de l'opérationnel, des images de modalités différentes sont utilisées : différences de paramètres de visée et d'illumination, utilisation de différents capteurs dans le visible (largeur du spectre et/ou longueur d'onde différentes).

Organisation du document

Les conséquences des catastrophes varient de façon importante d'un événement à l'autre. Leur analyse doit donc tenir compte de cette grande variabilité. Le chapitre 2 présente ces différents aspects, ainsi que les dégâts que les catastrophes engendrent. Les différents acteurs de l'évaluation de dégâts et leur organisation lors d'une catastrophe sont ensuite décrits, afin de comprendre les besoins et les moyens actuellement utilisés. La télédétection est particulièrement exploitée, notamment grâce à sa capacité à rassembler de l'information à grande échelle. Les différents types d'images obtenues par les capteurs embarqués sur des satellites sont présentés, avec leurs avantages et leurs points faibles. Enfin, un état de l'art des méthodes automatiques de détection et de quantification de dégâts est dressé, permettant de mettre en relief les méthodes les plus efficaces ou prometteuses, ainsi que les difficultés qui restent à résoudre. Cela oriente les choix qui ont été faits.

Des données auxiliaires sont ajoutées aux images panchromatiques THR pour constituer les don-

nées d'entrée des méthodes proposées. Les différentes possibilités pour obtenir ces données et les choix effectués sont expliqués dans le chapitre 3. Le protocole d'évaluation des performances des méthodes proposées dans le cadre de cette étude est ensuite présenté. Celui-ci s'appuie sur deux bases de données dont la construction et l'utilisation sont décrites. Afin de valider les méthodes de quantification de dégâts, celles-ci sont testées sur plusieurs cas d'étude. Le choix de ceux-ci est expliqué et les données disponibles sont décrites.

Les données d'entrée et de validation étant désormais connues, la démarche de ces méthodes est maintenant expliquée. Celle-ci s'articule autour de deux grandes phases qui feront l'objet des chapitres 4 et 5. La première étape concerne la mise en correspondance des toits des bâtiments de l'image de référence contenus dans la *base de données de référence*, avec leur équivalent dans l'image de crise. Une nouvelle méthode est proposée. Le chapitre 4 y est consacré, et les résultats obtenus à l'issue de cette étape sont validés sur les différents cas-tests. La seconde étape, faisant l'objet du chapitre 5, concerne l'extraction d'indices de dégâts à partir des toits des bâtiments ainsi recalés, puis la classification de chaque bâtiment à partir de ces indices. Une nouvelle validation des résultats est alors menée à l'aide du jeu de données que constituent les différents cas-test.

Enfin, le chapitre 6 conclut cette étude en rappelant les orientations choisies pendant ces travaux et les résultats auxquels elles ont aboutis. Parmi les différentes pistes exploitées, des perspectives d'améliorations à apporter à celles qui se sont révélées prometteuses sont évoquées ; les raisons de l'échec des autres pistes sont expliquées et des solutions sont proposées.

Chapitre 2

Dégâts et télédétection

2.1 Catastrophes majeures

Dans cette partie sont présentés les différents types de catastrophes, naturelles ou humaines, les dégâts qu'elles occasionnent et les besoins pour gérer ces événements.

2.1.1 Catastrophes naturelles

Une définition formelle d'une catastrophe naturelle est donnée par l'article 1^{er} de la loi du 13 juillet 1982 ; il s'agit d'un agent naturel d'une intensité anormale entraînant des « *dommages matériels directs non assurables [. . .] lorsque les mesures habituelles à prendre pour prévenir ces dommages n'ont pu empêcher leur survenance ou n'ont pu être prises* ». Cette définition pose toutefois le problème de celle de l'intensité anormale de l'agent naturel. Une *catastrophe naturelle* est donc plus une notion administrative et juridique qu'une notion servant à décrire un phénomène de la nature. En France, en effet, pour qu'une catastrophe devienne *naturelle*, il faut qu'un décret ministériel la reconnaisse comme telle.

Ces catastrophes naturelles peuvent être liées à des séismes, des inondations ou tsunamis, des incendies, des éruptions volcaniques, des tempêtes, cyclones, tornades, grêles, orages ou autres intempéries, des glissements de terrain, des sécheresses ou canicules, des blizzards, ou encore des avalanches.

2.1.2 Catastrophes d'origine humaine

Les catastrophes d'origine humaine ont elles aussi des natures diverses. Elles peuvent être classées en trois grandes catégories, à partir de leurs origines : les catastrophes industrielles, les catastrophes liées au transport de personnes et les catastrophes militaires. Contrairement à la dernière catégorie, les deux premières sont involontaires. La première catégorie est liée à des produits, et met en péril des vies humaines par "effet de bord", tandis que la seconde catégorie concerne par nature la mise en péril des vies humaines.

- Les catastrophes industrielles sont le plus souvent des explosions, pendant une production industrielle (explosion de produits chimiques, explosion de particules en suspension) ou une exploitation minière (coup de grisou, coup de poussière), et pendant le transport des produits qui en découlent (explosion d'un gazoduc, marée noire).
- Les catastrophes de transport : catastrophe aérienne, ferroviaire, maritime ou routière.
- Les catastrophes militaires ou terroristes concernent par exemple les bombardements ou explosions.

2.1.3 Dégâts

Un dégât est défini comme étant un « *dommage occasionné par une cause violente* » (Le Petit Larousse). Les dégâts provoqués par une catastrophe naturelle varient en fonction du type de cette dernière, et seront en outre plus ou moins facilement détectables en télédétection. Ces catastrophes provoquent des dégâts sur l'environnement naturel mais également sur les habitations se trouvant à proximité.

Dans le cas d'un séisme, les dégâts observables caractérisant l'intensité de la catastrophe concernent les constructions artificielles. En effet, « *la plupart des effets sur l'environnement naturel dépendent de caractéristiques géomorphologiques et hydrologiques complexes dont l'évaluation est difficile, voire impossible pour un observateur* » [Grünthal et al., 2001] (chutes de rochers, fissures au sol). Les dégâts sur les bâtiments se traduisent par des fissures plus ou moins importantes, une chute partielle des murs ou du toit, voire un effondrement total du bâtiment (figure 2.1).



FIG. 2.1 – Séisme de Boumerdès (Algérie) – 21 mai 2003.

Dans le cas de raz de marée, de tsunamis, d'inondations ou de coulées de boue, les dégâts provoqués par les eaux diffèrent des précédents. Les structures ont souvent un comportement binaire. Soit elles s'effondrent totalement, soit elles résistent et ne présentent pas depuis l'extérieur beaucoup de signes de dégâts : leur toiture notamment est restée intacte. Concernant les dégâts liés à l'eau, beaucoup de débris et d'objets divers sont emportés par l'eau et se déposent plus loin (figure 2.2). Il existe dans ces cas une limite séparant la zone touchée, de la zone intacte (figure 2.3) ; une analyse des dégâts s'appuyant sur la détermination de celle-ci est alors particulièrement adaptée [Friedland et al., 2007].

Dans le cas de tempêtes, tornades ou cyclones, les toitures sont souvent arrachées. Le reste des structures est relativement épargné - excepté pour les dégâts dus à la chute des toits (figure 2.4). L'analyse de l'état des toitures est donc indiqué dans ce cas de catastrophe pour détecter les dégâts.

Les dégâts provoqués par une catastrophe d'origine humaine diffèrent des précédents. Dans le cas d'une explosion, les bâtiments situés dans le voisinage direct de l'origine de l'explosion subissent des dégâts très importants pouvant aller jusqu'à leur disparition. En s'éloignant du cœur de l'explosion, les dégâts deviennent moins importants jusqu'à trouver des dégâts tels que des fenêtres cassées. Des dégâts dus à un bombardement touchent très probablement les toitures, ou les façades des bâtiments élevés ; les explosions ont les effets décrits précédemment. L'étude de l'état des toits semble ici aussi



FIG. 2.2 – Tsunami – Kalutara (Sri Lanka) – 26 décembre 2004.



FIG. 2.3 – Coulée de boue – Ville de La Conchita (État de Californie – USA) – 14 janvier 2005.
http://www.trybranding.com/images/la_conchita_large.jpg



FIG. 2.4 – Tornade – Comté d’Osceola (État de Floride – USA) – 22 février 1998.

appropriée à l'estimation des dégâts.

D'autres changements peuvent être dus à des dégâts et constituer des indices de la présence de ceux-ci, comme la présence d'aérosols ou de dépôts qui en sont issus : l'apparition de poussière à un endroit laisse à penser qu'il y a eu des dégâts dans cette zone ; des fumées issues d'incendies peuvent également se produire. Des changements locaux de températures peuvent également être des effets secondaires de la catastrophe et être liés à la présence de dégâts.

2.1.4 Besoins pour gérer la crise

Les besoins varient dans le temps à la suite d'une catastrophe. Durant et juste après la crise, ce dont les équipes de secours et les différentes autorités (locales et/ou internationales) ont le plus besoin est une estimation de l'importance de la crise, de sa situation géographique et de son étendue. Ces équipes peuvent être étrangères au pays de la catastrophe. Ainsi, des cartes les plus récentes possibles de la région touchée sont nécessaires afin de les aider à situer les villes et leur densité de population, ainsi que les différentes infrastructures de la région. Des cartes indiquant les zones touchées permettent de dimensionner les ressources d'intervention. Tous ces renseignements, ainsi que la localisation de points d'eau, de terrains libres pour l'atterrissage d'hélicoptères ou pour mettre en place un camp de réfugiés sont rassemblés sur une carte qui sera utilisée par les secours afin d'intervenir au mieux. Des cartes de dégâts, reportant une évaluation plus précise des dégâts, sont dressées dans un second temps, peu après la catastrophe.

Il est en particulier nécessaire de connaître rapidement :

- l'état des réseaux routiers, cruciaux pour pouvoir acheminer l'aide d'urgence par voie terrestre,
- l'état des réseaux d'énergie et d'eau, pour adapter l'aide fournie aux populations touchées,
- les zones les plus sérieusement affectées, afin de cibler les interventions des secours.

À plus long terme, les autorités locales ainsi que les assurances demandent à une entité indépendante le niveau de dégâts de chaque bâtiment d'une ville touchée, afin de permettre la reconstruction d'une part et l'indemnisation des populations sinistrées d'autre part.

2.2 Quantification de dégâts

2.2.1 Objectifs

La quantification de dégâts peut se faire dans deux optiques :

- en période de crise, afin d'aider les équipes de secours sur place à localiser les endroits où il est le plus urgent d'intervenir. Elle est également utile par la suite pour renseigner les autorités locales ou internationales sur l'état de l'ensemble des bâtiments de la ville et des infrastructures critiques ; elle aidera ainsi à déterminer quels bâtiments peuvent continuer à être utilisés avec ou sans travaux, et ceux qui doivent être détruits et reconstruits,
- dans un but préventif, afin d'estimer et comprendre les vulnérabilités des bâtiments, ainsi que les lieux qui pourraient être exposés à des dangers futurs.

La quantification de dégâts conduit à l'édition d'une carte de dégâts, qui synthétise par région géographique la gravité des dégâts par rapport à une échelle précise.

2.2.2 Acteurs

Les dégâts occasionnés lors d'une catastrophe majeure peuvent être analysés directement en envoyant une équipe sur place, ou par une observation à distance par télédétection (capteurs aéroportés ou embarqués sur un satellite).

Enquêtes sur le terrain

Des équipes peuvent être envoyées directement sur le terrain, afin de constater précisément les dégâts. Il peut s'agir de personnes envoyées par un organisme national, par la protection civile ou encore par une association. Ces enquêtes effectuées directement sur le terrain demandent une bonne organisation au préalable et du temps sur place.

En France par exemple, le Bureau Central Sismologique Français (BCSF) centralise, analyse et diffuse l'ensemble des informations sur les séismes affectant le territoire national. Les dégâts causés par un séisme sont analysés de deux façons différentes :

- les données macrosismiques : elles proviennent d'enquêtes sur le terrain, réalisées avec l'aide des Services Interministériels Départementaux de Défense et de Protection Civile, pour tout événement sismique de magnitude supérieure à 3,5. Des questionnaires sont notamment diffusés auprès de la population touchée, afin d'étudier les effets ressentis. En cas de dégâts, le BCSF peut envoyer une équipe sur place pour constater les dégâts et/ou instrumenter la zone épiscopentrale afin d'étudier plus précisément le séisme par ses répliques,
- les données instrumentales : elles proviennent des stations sismologiques associées au ReNaSS (Réseau National de Surveillance Sismique, CNRS-INSU et Universités) et du réseau sismologique du Laboratoire de Détection Géophysique (CEA/DASE).

Lors d'un important séisme à l'étranger, des équipes de l'Association Française du génie Parasismique (AFPS) peuvent se déplacer afin d'observer de quelle façon les constructions ont résisté aux secousses, en fonction des types de matériaux utilisés, du lieu et du type de construction (parasismique ou non par exemple). Il s'agit d'une enquête non exhaustive, contrairement à celle réalisée lors d'un séisme sur le territoire français, en particulier lorsque l'étendue de la catastrophe est grande.

Ces enquêtes de terrain doivent cependant faire face à des problèmes, en particulier à l'étranger. L'accès à certains endroits peut être restreint pour des raisons politiques, économiques ou pratiques. Les enquêtes sont donc rarement utilisées pour l'aide à l'intervention rapide durant la période de crise ou pour la création de carte de dégâts, mais davantage pour la compréhension et la prévention contre les catastrophes naturelles.

Analyse visuelle de dégâts par télédétection

L'analyse visuelle d'images acquises par des moyens distants est de loin la principale solution actuellement utilisée pour la création de cartes de dégâts. La télédétection permet en effet d'obtenir des informations sur une large zone (des centaines ou milliers de km²) en une seule acquisition. Ces informations sont de plus obtenues indépendamment de l'état des moyens de communications de la zone touchée, mais également des pouvoirs locaux.

Actuellement, les images de crise et les cartes de dégâts sont réalisées par des organismes tels que le SERTIT, le DLR/ZKI ou UNOSAT. Le SERTIT, à Strasbourg, est un organisme régional chargé d'extraire et de mettre en forme de l'information à partir des données produites par les systèmes d'observation de la Terre. Le DLR est l'agence spatiale allemande, dont le ZKI constitue une cellule pour l'aide à la gestion de crises majeures. Enfin, UNOSAT dépend des Nations Unies et a pour rôle de permettre à la communauté humanitaire d'avoir accès à des images satellite et des Systèmes d'Information Géographique (SIG). Des images faisant suite à la catastrophe sont examinées visuellement, particulièrement dans les régions urbaines, et des zones représentant des dégâts de différents degrés sont délimitées. Les problèmes que rencontrent les organismes de cartographie rapide sont d'ordre opérationnel et fonctionnel.

Les problèmes opérationnels concernent notamment l'obtention des données ; il est nécessaire de disposer au plus vite de données à traiter pour dresser les cartes de dégâts. Dans le cadre de la Charte Internationale "Espace et catastrophes majeures", il est rapporté dans [Allenbach et al., 2005] que le délai moyen entre l'évènement et l'acquisition des images de crises est proche de 5 jours. Il faut choisir le satellite qui sera le plus adapté (longueur d'onde, résolution, disponibilité), puis le programmer ;

il est reporté dans [Inglada et Giros, 2004b] que cette programmation peut nécessiter pour certains systèmes d'être faite jusqu'à 25 h à l'avance. Les données doivent ensuite être téléchargées au sol, puis les images construites. Mais une fois le processus enclenché, le suivi journalier de la situation est possible. Ces données peuvent venir de différentes sources. Une certaine coordination entre les différents organismes concernés est donc nécessaire. De plus, le nombre de données potentiellement intéressantes grandit et, leur résolution spatiale augmentant, le volume qu'elles représentent est d'autant plus important. Il devient difficile de les traiter toutes visuellement. [Inglada et Giros, 2004b] donnent comme exemple le traitement d'une image SPOT-5 THR (2,5 m de résolution, avec une emprise de 60 km par 60 km) qui demande le visionnage successif d'au moins 600 fenêtres de 1000 par 1000 pixels. Ils soulignent que des outils d'extraction automatique d'information (changements, objets d'intérêt) robustes et rapides seraient nécessaires pour réduire les temps de traitement ; cet avis est partagé par les analystes du SERTIT (H. Yésou, communication personnelle).

Les problèmes fonctionnels touchent aux données elles-mêmes. La résolution des images utilisées est capitale pour déterminer avec quelle précision la carte pourra être réalisée. Actuellement, des données telles que SPOT-5 ou Landsat sont souvent utilisées. Elles ont respectivement une résolution spatiale de 5 m et de 30 m. Cette résolution permet une description à large échelle, mais ne permet pas une description des dégâts par bâtiment dans les zones urbaines, comme le souhaiteraient les secours sur place. Des données THR sont toutefois de plus en plus utilisées, bien que leurs archives soient moins grandes. De mauvaises conditions météorologiques peuvent également être un obstacle à l'analyse des données, en cachant une partie de la scène pour des images optiques par exemple. Les images radar sont alors utilisées pour leur qualité "tout temps", mais leur analyse visuelle nécessite un savoir-faire plus important que pour celle des images optiques. Enfin, la fiabilité de la carte de dégâts réalisée est primordiale du point de vue des secours, mais pour l'opérateur il n'est pas toujours aisé de décider avec certitude de l'état des bâtiments ou d'une infrastructure. L'analyse visuelle laisse toujours une part à la subjectivité. Il est cependant nécessaire de pouvoir discriminer les dégâts des changements naturels ou sans intérêt, et ce avec la meilleure fiabilité.

2.2.3 Échelles de quantification de dégâts

Les échelles de dégâts utilisées par les différents organismes faisant de la cartographie rapide diffèrent entre elles, non seulement en fonction du type de catastrophe considérée, mais également pour un même événement. Cela va dépendre tout d'abord des images utilisées et de leur résolution spatiale : meilleure sera la résolution, plus grande sera la capacité à distinguer différents degrés de dégâts.

Certains types de catastrophes entraînent une décision binaire ; dans le cas d'un incendie, une parcelle de terrain est brûlée ou non ; suite à une éruption, seule la zone touchée par la coulée de lave se détache. Le cas d'une inondation peut donner lieu à deux ou trois niveaux de dégâts : inondée, intacte, et parfois humide. Toutefois les échelles de dégâts précédentes ne tiennent pas compte spécifiquement de l'état des bâtiments.

Dans le cas d'un séisme, ce sont les dégâts sur les bâtiments qui sont quantifiés, et les choix d'échelles peuvent ici diverger. Une première approche consiste à définir des quartiers *a priori*, et à quantifier le taux de bâtiments détruits dans chaque quartier. C'est le cas de la carte réalisée à la suite du séisme de Bam (Iran) par le National Cartographic Center of Iran présentée en figure 2.5, où quatre degrés de dégâts ont été distingués. Une seconde approche consiste à grouper les bâtiments ayant subi des dégâts comparables et à définir ainsi des zones touchées à des degrés variés. C'est ce type d'analyse qui a conduit, sur le même séisme que précédemment, à la carte du SERTIT donnée en figure 2.6, faisant apparaître trois degrés de dégâts.

Même si on retrouve la même tendance de répartition des dégâts, les résultats observés en utilisant ces deux méthodes sur un même cas de séisme ne semblent pas facilement comparables. Le nombre de degrés de dégâts utilisés est en effet différent. Cependant, ces deux cartes n'ont pas été construites

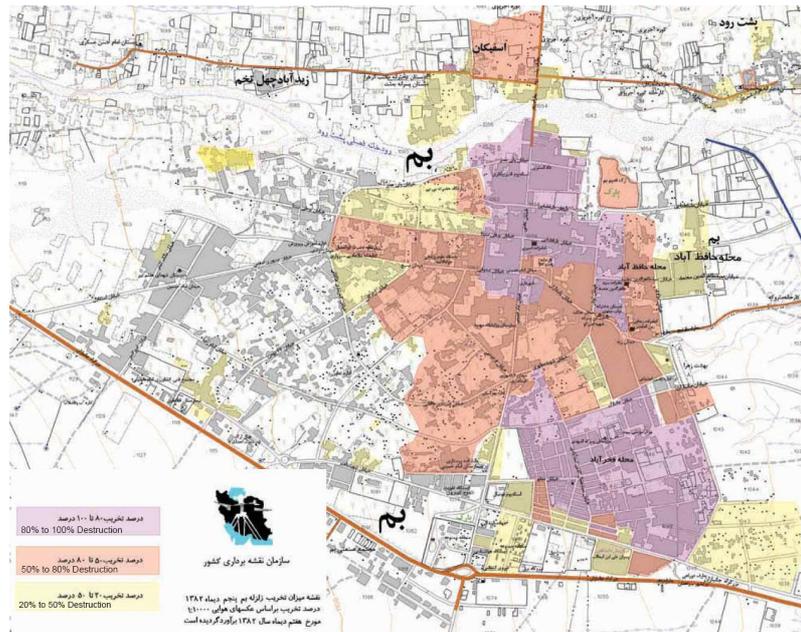


FIG. 2.5 – Ville de Bam – Carte de dégâts préparée par le National Cartographic Center of Iran basée sur des images aériennes (1:100000). Quatre degrés de dégâts apparaissent ; les zones avec moins de 20 % de destructions (sans couleur), les zones comportant 20 % à 50 % de destructions en jaune, celles présentant 50 % à 80 % de dégâts en rouge, et les zones dont plus de 80 % des bâtiments sont détruits en violet.

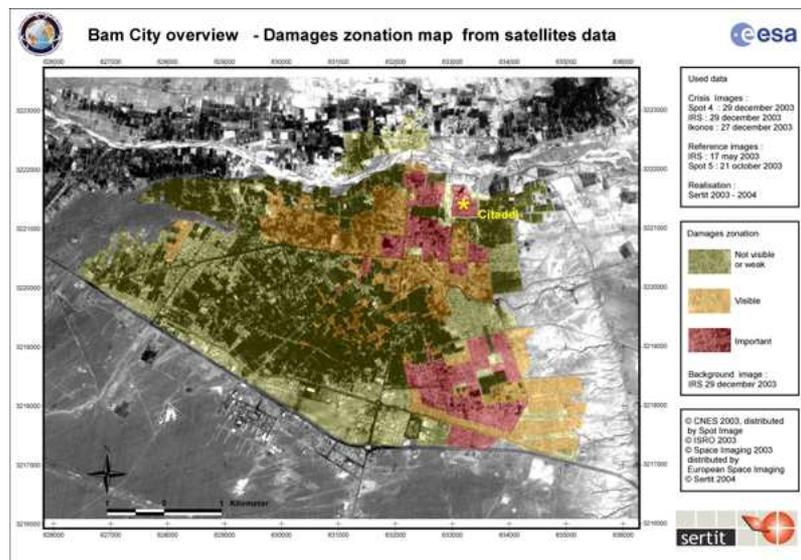


FIG. 2.6 – Ville de Bam – Carte de dégâts éditée par le SERTIT à la suite du séisme de décembre 2003. Trois degrés de dégâts sont distingués : le vert pour les zones intactes ou avec des dégâts non visibles, le jaune pour les zones avec des dégâts visibles et le rouge pour les zones où des dégâts importants sont constatés.

à partir des mêmes images. La première a été faite à partir d'images aériennes, mieux résolues que les images issues de différents satellites (SPOT-4, SPOT-5, IRS et Ikonos) utilisées pour la seconde. La carte de dégâts du National Geoscience Database of Iran donne des résultats quantitatifs et indique des dégâts plus sérieux par endroits par rapport à celle du SERTIT. Ceci montre l'influence de

la résolution des images utilisées et tend à indiquer que des images mieux résolues conduiraient à des résultats plus précis et plus fiables. Enfin, une troisième approche consiste à découper la scène à analyser par blocs contigus, sans rapport avec les éléments observés, et à attribuer un taux de destruction global pour chaque bloc. Cette approche est notamment utilisée par le DLR, comme illustré en figure 2.7 sur le cas du séisme de Muzaffarabad (Pakistan). La comparaison du résultat utilisant ce type d'analyse avec les deux premières méthodes évoquées serait difficile, car les frontières établies ont peu de chances de correspondre.

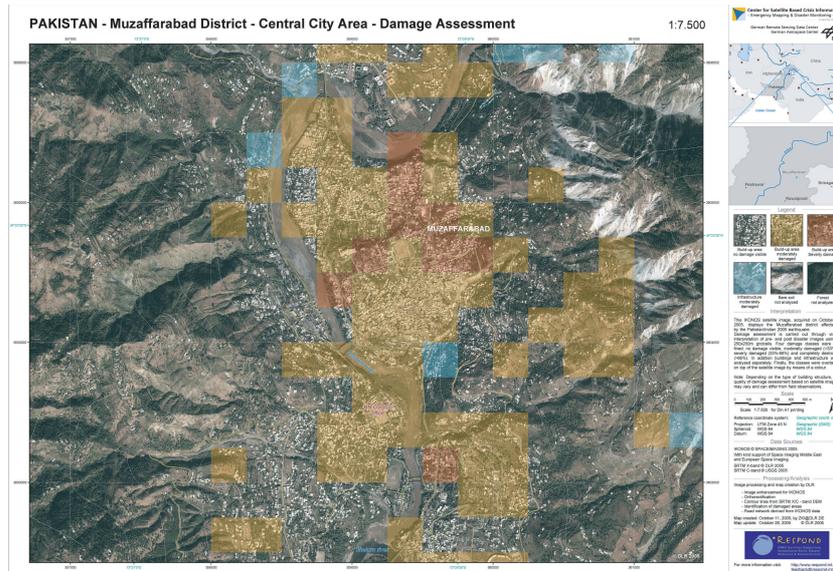


FIG. 2.7 – Ville de Muzaffarabad – Carte de dégâts éditée par le DLR à la suite du séisme d’octobre 2005. En rouge et en jaune apparaissent les blocs où les bâtiments seraient respectivement sévèrement et modérément touchés. Les blocs bleus correspondent à des infrastructures modérément détruites.

Ces échelles de dégâts très variables rendent difficiles des comparaisons de résultats sur un même cas, ou des comparaisons de la gravité de différentes catastrophes. Il est difficile de savoir sur quels critères exacts se sont basés les opérateurs qui ont créé ces cartes de dégâts : qu’est-ce qu’un bâtiment détruit ? Quelle est la frontière entre un dégât visible et un dégât important ? Une unification de ces échelles paraît donc souhaitable, afin de rendre les cartes plus lisibles [Eguchi et al., 2005]. Une échelle de dégâts utilisée par la communauté des sismologues apparaît tout à fait indiquée pour la quantification de dégâts sur le bâti : il s’agit de l’Échelle Macrosismique Européenne (EMS) [Grünthal et al., 2001]. Cette échelle de dégâts n’est pas exhaustive. Elle ne décrit en fait que les changements intervenus dans l’aspect ou la structure du bâtiment : fissures, effondrement de partie de murs ou de toits, etc. Elle ne prend pas en compte les changements indirectement liés à la catastrophe qui sont cependant des indices de la présence de dégâts. L’EMS décrit les dégâts sur cinq niveaux, selon des critères précis (importances des fissures dans les murs, dégâts structurels ou non, etc.) qui tiennent compte du type de construction analysé (figure 2.8).

2.3 Quantification de dégâts en télédétection

Des images issues de différents capteurs peuvent être utilisées en télédétection pour la détection de changements et la quantification de dégâts sur les infrastructures. Ces images peuvent concerner différents domaines du spectre (visible, infrarouge, hyperfréquences) et être composées d’une ou plusieurs bandes spectrales. Une étude de plusieurs capteurs est importante dans le sens où on ne peut pas être assuré à la suite d’une catastrophe naturelle de disposer d’un couple d’images d’un type

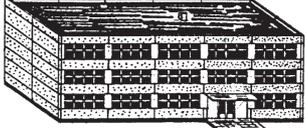
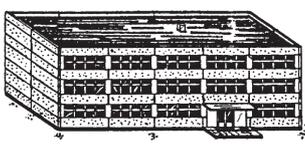
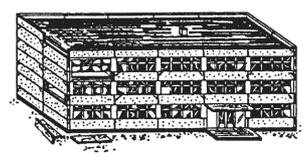
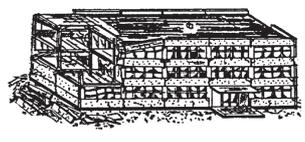
	<p>Degré 1: Dégâts négligeables à légers (aucun dégât structural, légers dégâts non structuraux)</p> <p>Fissures capillaires dans très peu de murs. Chute de petits débris de plâtre uniquement. Dans de rares cas, chute de pierres descellées provenant des parties supérieures des bâtiments.</p> <p>Fissures fines dans le plâtre sur les parties de l'ossature ou sur les murs à la base. Fissures fines dans les cloisons et les remplissages.</p>	
	<p>Degré 2: Dégâts modérés (dégâts structuraux légers, dégâts non structuraux modérés)</p> <p>Fissures dans de nombreux murs. Chutes de grands morceaux de plâtre. Effondrement partiel des cheminées.</p> <p>Fissures dans les structures de types portiques (poteaux et poutres) et dans structures avec murs. 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>Degré 3: Dégâts sensibles à importants (dégâts structuraux modérés, dégâts non structuraux importants)</p> <p>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>Fissures dans les poteaux et dans les nœuds à la base de l'ossature et aux extrémités des linteaux des murs avec des ouvertures. Ecaillage du revêtement de béton, flambement des barres d'armature longitudinale.</p> <p>Fissures importantes dans les cloisons et les murs de remplissage, défaillance de certains panneaux de remplissage.</p>	
	<p>Degré 4: Dégâts très importants (dégâts structuraux importants, dégâts non structuraux très importants)</p> <p>Défaillance sérieuse des murs; défaillance structurale partielle des toits et des planchers.</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>Degré 5: Destruction (dégâts structuraux très importants)</p> <p>Effondrement total ou presque total.</p> <p>Effondrement total du rez-de-chaussée ou de parties de bâtiments.</p>	

FIG. 2.8 – Classification des dégâts selon l'Échelle Macrosismique Européenne (EMS) pour les bâtiments en maçonnerie (à gauche) et en béton armé (à droite).

de capteur spécifique, ou même de deux images issues d'un même capteur. En outre, les changements étant étudiés à des longueurs d'onde différentes, il est attendu qu'ils aient des caractéristiques propres à celles-ci. Les informations apportées par ces différents types d'images peuvent alors être redondantes – ce qui est utile dans le cas d'un couple d'images de modalités différentes – ou complémentaires, ou encore, plus adaptées à un certain type de catastrophes et donc de dégâts.

Nous discutons tout d'abord l'apport des images optiques panchromatiques et multispectrales; cela concerne les domaines du visible et du proche infrarouge. La détection de dégâts sur des images radar est ensuite examinée. Enfin, les potentialités de l'imagerie hyperspectrale pour la détection de dégâts sont étudiées.

2.3.1 Imagerie optique panchromatique et multispectrale

Traditionnellement en cadre opérationnel pour l'analyse d'images, les données le plus souvent utilisées sont acquises dans le domaine du visible; les données radar, infrarouges ou hyperspectrales le sont moins. Il y a deux raisons principales à cela. D'une part, ces images sont facilement interprétables, car elles sont très comparables à notre vision, contrairement au radar. D'autre part, la résolution des autres types d'images satellite pouvait être jusqu'à récemment trop faible pour pouvoir obtenir les informations recherchées (les capteurs aéroportés sont jusqu'à présent peu utilisés en opérationnel).

Parmi les dégâts induits par une catastrophe, une partie seulement est visible depuis le ciel.

Les conditions atmosphériques posent des problèmes dans le domaine du visible. La présence de nuages, de brouillard ou d'aérosols (en fonction de la taille des particules les composant) dégrade, voire empêche, la visibilité de certaines zones. Dans le cadre d'une catastrophe, cela peut poser des problèmes opérationnels en retardant ou en empêchant l'acquisition de données de crise. Ce problème se pose notamment à la suite de phénomènes liés à des intempéries (inondation, ouragan, etc.), ou

dans des régions connaissant une période de mousson, ou encore à des endroits où le terrain favorise la présence de nuages (îles, côtes, barrière montagneuse).

En fonction de l'angle d'illumination du soleil, certaines parties de la scène, les zones d'ombre, ne sont pas illuminées par les rayonnements directs, mais uniquement par des rayonnements diffus ; les différents éléments situés dans ces zones présentent un contraste plus faible entre eux. Plus la résolution radiométrique est grande, plus elle permet de distinguer ces éléments grâce à des variations radiométriques plus grandes.

De même, en fonction de l'angle d'observation, certains éléments, situés dans les zones d'occultation, ne sont pas visibles par l'observateur. Pour une scène au nadir du capteur, la prise de vue permet de voir les éléments horizontaux tandis que tous les éléments verticaux au sol sont cachés ; plus la scène est vue avec un angle d'incidence élevé, plus une partie des éléments verticaux seront visibles. Les dégâts présents dans les zones d'occultation ne seront pas détectables. D'autres dégâts sont par ailleurs difficilement observables : l'effondrement d'un étage d'un bâtiment (appelé étage mou) est par exemple difficile à détecter, le toit pouvant être tout à fait intact. En figure 2.9, les deux étages inférieurs d'un bâtiment se sont effondrés, mais il est difficile de détecter ce dégât sur l'image satellite acquise à la suite de la catastrophe. Ces problèmes sont d'autant plus importants qu'on se situe en milieu urbain dense.



FIG. 2.9 – Bâtiment de Boumerdès effondré sur deux étages inférieurs. (a) Photographie prise lors d'une enquête sur le terrain – (b) Même bâtiment (cercle jaune) sur une image QuickBird acquise à la suite du séisme – Il est difficile de conclure à la présence de dégâts sur ce bâtiment à la vue de l'image satellite.

Dans le cas de la THR, l'effet de parallaxe est difficile à corriger avec les méthodes de corrections géométriques habituellement utilisées dans le cas d'images moyennement résolues. En particulier, une orthorectification propre nécessiterait un Modèle Numérique d'Élévation tenant compte des variations locales d'élévation et de la présence du bâti ; cette information est cependant rarement disponible. Les changements brusques d'élévation – un bâtiment ou par exemple en milieu montagneux – ne peuvent être compensés par un Modèle Numérique de Terrain (MNT) moyennement résolu. Ces effets sont d'autant plus accentués que l'angle d'élévation du satellite par rapport à l'horizon est faible.

En outre, si on ne dispose que d'une image de crise, des types de dégâts ne seront pas visibles, tels que certains bâtiments qui se sont totalement effondrés et dont les gravats donnent un aspect assez homogène. Sur la figure 2.10, un bâtiment repéré par le cercle rouge en (b) a été totalement détruit, comme on le voit sur la photographie prise depuis le sol en (a). L'image satellite acquise à la suite de la catastrophe seule ne suffit pas à détecter ces dégâts.



FIG. 2.10 – Comparaison pour un même bâtiment de l'enquête terrain (a) et d'une image Ikonos à Bhuj (b) suite au séisme de Gujarat (Inde) du 26 janvier 2001 [Saito et Spence, 2003]. Les effondrements de bâtiments en milieu urbain sont difficiles à détecter à l'aide d'une image de crise seule.

La résolution spatiale des capteurs limite également le nombre de niveaux de dégâts détectables. Les dégâts de taille très inférieure à celle du pixel de l'image ne seront pas ou peu visibles, car le contraste est trop faible, voire nul.

Les images optiques de moyenne ou haute résolution (30 m à 5 m) donnent principalement une idée de l'étendue des changements et de sa distribution [Matsuoka et al., 2004]. Leur avantage est de donner des informations sur une large zone géographique. Elles ne permettent pas une étude précise des dégâts à l'échelle des bâtiments [André et al., 2003 ; Yamazaki et al., 2004], mais plutôt à l'échelle d'un quartier.

On estime en revanche que sur des images satellite très haute résolution (1 m ou mieux), les dégâts correspondant aux niveaux 3 et plus de l'échelle EMS sont en majorité détectables [Yamazaki et al., 2004]. Dans le 4^{ème} rapport annuel de la Charte Internationale [International-Charter, 2005], il est par exemple remarqué que sans l'imagerie THR comparable à celle disponible sur le marché commercial, les produits de la Charte resteraient inefficaces dans le cas d'une catastrophe de type séisme. L'implication des sociétés DigitalGlobe (propriétaire des satellites QuickBird et WorldView) et GeoEye (propriétaire des satellites Ikonos et GeoEye-1) dans la Charte Internationale pourrait donc constituer une avancée pour l'efficacité de l'action de celle-ci. Ces images THR permettent en effet de voir plus de détails, de plus petits dégâts, mais également davantage de changements non liés aux dégâts. Seuls les bâtiments très touchés ou écroulés (niveaux de dégâts EMS 4 et 5) peuvent être détectés avec un haut taux de confiance ; de plus, des changements qui pouvaient être interprétés à tort comme dégâts sur des images de moyenne résolution (changements naturels ou dus à des dates d'acquisition trop éloignées) [Bitelli et al., 2004] sont plus faciles à distinguer par analyse visuelle sur les images THR.

En télédétection, les dégâts sur le bâti sont identifiables par plusieurs caractéristiques, en premier lieu en regardant le toit des bâtiments. Intacts, ceux-ci sont habituellement caractérisés par des bords nets et droits, une surface de toit relativement homogène et régulière. Des éléments peuvent se trouver sur le toit, tels qu'une cheminée ou un réservoir à eau et créer des ombres sur le toit lui-même ; ces dernières sont elles-mêmes généralement très rectilignes. Des dégâts seront quant à eux caractérisés par des bords de toit moins droits, la présence d'ombres sans forme régulière dues à des trous dans le toit ou à l'effondrement d'éléments sur celui-ci, et à un aspect moins lisse, plus chaotique. Les gravats sont eux facilement repérables : tout aspect rectiligne de la structure d'un

bâtiment a disparu et l'aspect général est désorganisé.

D'autres indices de dégâts se trouvent non plus sur le toit même, mais en examinant le voisinage du bâtiment. L'indice le plus marquant est l'ombre associée à celui-ci. En comparaison avec l'image de référence, il peut être évalué si cette ombre a conservé une forme "normale"; en fonction du terrain, on ne peut pas prédire sa forme exacte, mais des bords nets et droits, ainsi qu'une taille ayant évolué de la même façon que celles associées à d'autres bâtiments voisins intacts, sont des indices de non dégâts. De plus, si autour du bâtiment analysé le sol a un aspect désorganisé en comparaison avec l'image de référence, cela indique la possibilité de présence de gravats, donc de dégâts. Enfin, une comparaison du comportement du bâtiment par rapport à ses voisins peut permettre de détecter des dégâts que les autres méthodes n'auraient pas permis de voir : deux bâtiments solidaires l'un de l'autre dans l'image de référence et qui sont dissociés dans l'image de crise indiquent des dégâts sur au moins l'un des deux (cf. les dégâts indiqués sur la figure 1.3 en introduction). Il en est de même pour le mouvement anormal du toit d'un bâtiment d'une image à l'autre. Le bâtiment peut avoir basculé partiellement ou s'être totalement effondré sur un étage mou, entraînant respectivement un basculement du toit (qui n'est plus horizontal) ou un mouvement global du reste du bâtiment dans une direction non prévisible.

Exemple

La figure 2.11 présente un exemple d'images QuickBird panchromatiques, extraites de scènes de Bam (Iran), avant (à gauche) et après (à droite) le séisme du 26 décembre 2003. La résolution permet une analyse à l'échelle du bâtiment. En rouge est entouré un ensemble de bâtiments totalement détruits par le séisme. Si on ne dispose que de l'image de crise, il est difficile de savoir s'il y avait ou non des bâtiments à cet endroit avant la catastrophe; la comparaison visuelle avec l'image de référence ne laisse aucun doute. On voit donc par cet exemple qu'il est souvent utile de disposer d'un couple d'images avant/après afin de faciliter la détection et la quantification de dégâts.

À titre de comparaison, une scène SPOT-5 (2,5 m de résolution) du même quartier de Bam est présentée en figure 2.12. Le cadre bleu représente l'emprise de l'image QuickBird vue auparavant. Cette fois, le contour des bâtiments apparaît moins nettement. Il est difficile d'analyser les dégâts à l'échelle d'un bâtiment individuel. Une analyse visuelle permettrait de déterminer grossièrement les quartiers plus touchés que d'autres, en repérant les quartiers qui semblent avoir beaucoup changé entre les deux dates. Par exemple, le quartier situé en dessous du cadre bleu semble très touché (flèche rouge), contrairement au quartier à sa gauche (flèche verte). Cette comparaison est cependant sujette au bruit (changement naturel ou non lié à des dégâts), et n'est donc pas tout à fait fiable.

Apport du multispectral

Les images très haute résolution vues précédemment sont acquises en mode panchromatique, sur une bande spectrale de longueurs d'onde allant de 0,4 μm à 0,7 μm . L'imagerie multispectrale décompose ce spectre en plusieurs (par exemple quatre) bandes, mais la résolution spatiale est alors moins bonne (par exemple quatre fois inférieure). Il est évident que sur ce type d'images, les problèmes rencontrés avec la moyenne résolution se posent à nouveau. Cependant, il est possible de fusionner l'image multispectrale avec l'image panchromatique puisqu'elles sont acquises au même moment, et d'obtenir ainsi une image "pansharpened" sur plusieurs bandes avec une très haute résolution. De nombreuses méthodes de fusion d'images sont proposées dans la littérature; dans [Wang et al., 2005], une revue des principales techniques est proposée. Ces techniques peuvent être classifiées en trois catégories [Ranchin et Wald, 2000] : les techniques de projection et substitution, celles s'appuyant sur la contribution spectrale relative et celles liées au concept ARSIS (Amélioration de la Résolution Spatiale par Injection de Structures). Parmi ces dernières méthodes, peuvent être cités le filtrage passe-haut et la transformation en ondelettes (algorithme de Mallat et algorithme à trous).



FIG. 2.11 – Extraits des images QuickBird de la ville de Bam. En rouge sont entourés des bâtiments détruits par le séisme.

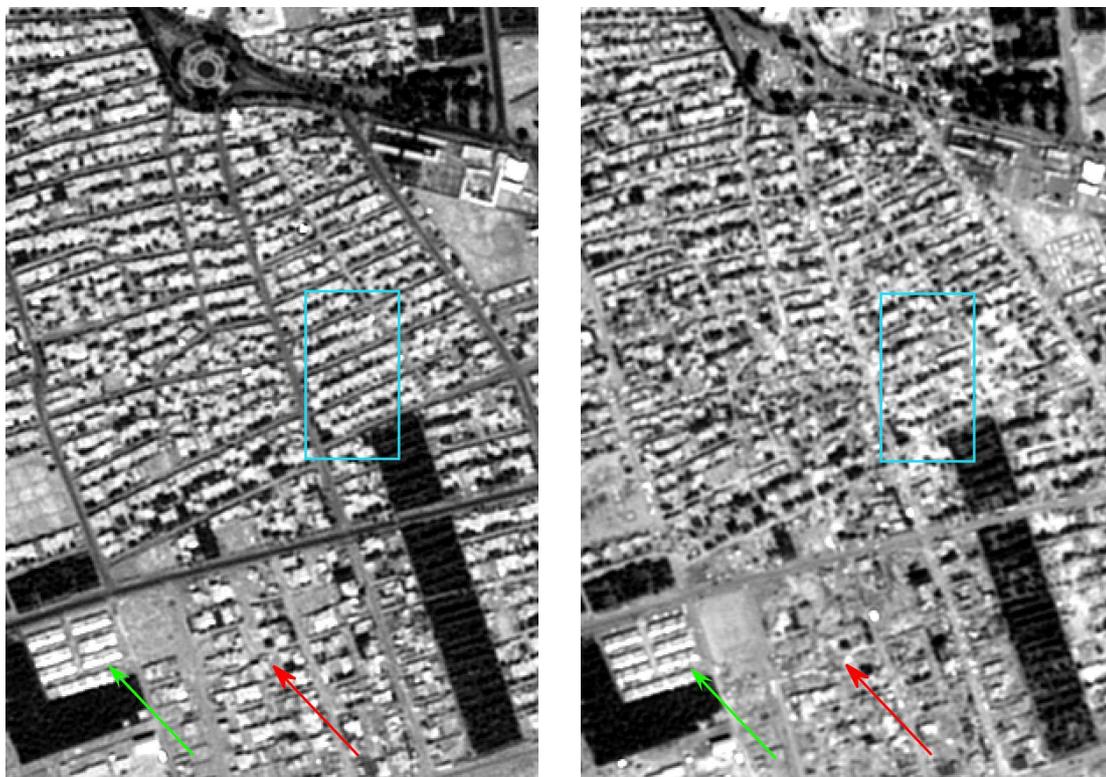


FIG. 2.12 – Extraits d'un couple d'images SPOT-5 de la ville de Bam – Le cadre bleu représente l'emprise de l'image QuickBird vue auparavant. La flèche rouge indique un quartier probablement très touché, tandis que la flèche verte indique un groupe de bâtiments qui ont bien résisté aux secousses.

L'apport de ces bandes peut alors être étudié. Pour l'interprétation visuelle, l'apport le plus évident est que la couleur aide à mieux comprendre la nature des objets observés. Les études basées sur les signatures spectrales (classification par exemple) ne sont possibles qu'avec une bonne résolution spectrale. Si les dégâts sont caractérisés par un changement de radiométrie à une certaine longueur d'onde, l'étude de la bande correspondante peut alors être utile. De même, la bande proche infrarouge permet une discrimination facile de la végétation, avec l'utilisation de l'indice de végétation normalisé (NDVI).

En ce qui concerne la *quantification* de dégâts, la résolution spatiale des images multispectrales étant pour un même satellite plus faible que celle des images panchromatiques, il est attendu qu'il soit plus difficile, voire impossible, de discriminer autant de niveaux de dégâts. En effet, les changements de faibles surfaces peuvent devenir subpixelliques, ce qui les rend plus difficiles à distinguer. En revanche, les images multispectrales pourraient améliorer la discrimination entre dégâts et *changements naturels*, grâce à une caractérisation spectrale plus fine.

2.3.2 Imagerie radar

Contrairement à l'imagerie optique où il est possible dans une certaine mesure d'estimer des dégâts à partir d'une seule image de crise, il est impossible d'interpréter des dégâts sur une image radar unique [Greidanus et al., 2005]. La détection de dégâts sur des images radar est faisable par détection de changements entre des images de référence et de crise.

Ces images ne sont pas acquises au nadir ; une partie des éléments verticaux tels que les façades des bâtiments sont alors visibles et les dégâts éventuels sur ceux-ci peuvent être détectés.

L'imagerie radar à synthèse d'ouverture (ou Synthetic Aperture Radar, SAR, en anglais) permet entre autres choses une mesure de changement de hauteur d'un objet (dans le cas de l'effondrement d'un bâtiment ou d'un de ses étages par exemple) par interférométrie, d'état de surface d'une cible (apparition de débris ou gravats) par calcul de la cohérence, et de son contenu en eau (notamment dans le cas d'inondation). Ces mesures de cohérence et le calcul d'interférogrammes nécessitent des conditions d'acquisition très proches ; dans le cadre d'acquisitions multidates comme c'est le cas pour la détection de changements, il faut donc attendre une période minimale afin que le satellite acquière une même scène avec un angle d'incidence proche de celui de l'image de référence (35 jours pour ENVISAT et ERS-2). Pour l'estimation d'un modèle numérique d'élévation, dans le but d'évaluer un changement de hauteur par exemple, le calcul d'un interférogramme nécessite que la scène soit observée avec un angle d'incidence que très légèrement différent, afin de conserver un bruit de phase (ou speckle) identique tout en ayant une différence de phase non nulle.

Comme pour l'imagerie dans le domaine du visible, la résolution des images a une influence sur la taille des objets et sur le type de dégâts détectables. Par exemple, sur le cas des inondations dans le Darfour au Soudan en août 2004, l'imagerie radar moyenne résolution Envisat-ASAR (30 m) a permis une bonne détection du réseau des routes, et peut également être utilisée pour la cartographie des surfaces d'eau et des oueds. Elle permet également la détection des emplacements des camps de réfugiés (J.B. Henry, SERTIT). Un mode d'acquisition de RADARSAT-1 permet d'obtenir des images de meilleure résolution (8 m). Celle-ci est considérée comme suffisante pour, dans des conditions favorables, détecter une partie des bâtiments. L'efficacité de cette détection s'améliore avec la hauteur du bâtiment et la faiblesse de l'angle formé entre son orientation et la direction d'observation du capteur. Les changements sur ces bâtiments peuvent alors être détectés, par analyse des variations d'amplitude et de la cohérence du signal entre deux dates. Cependant, cette détection de changements sera plus fiable dans un milieu densément bâti que dans un milieu plus rural [Dell'Acqua et al., 2006] où les variations naturelles (saisonniers pour la végétation, taux d'humidité des sols,...) créeront de nombreuses fausses alarmes. Enfin, une résolution moyenne n'est pas assez élevée pour détecter efficacement les contours des bâtiments [Karjalainen et al., 2003].

Dans [Greidanus et al., 2005], l'imagerie radar moyenne résolution (25 m) dans le cas du tsunami

en Indonésie du 26 décembre 2004 permet de détecter les changements géomorphologiques (dégâts et changements sur la côte, inondations et zones où la végétation est détruite) : ce sont les zones en rouge sur la figure 2.13. En revanche, elle ne permet pas une détection fiable des dégâts sur les bâtiments, les routes et les ponts. Les auteurs concluent que l'utilisation du radar moyenne résolution n'est utile que dans des situations très urgentes, car lorsque les images optiques très haute résolution deviennent disponibles, ces images radar perdent de leur intérêt. Il n'y aurait donc pas souvent d'intérêt à attendre de disposer d'un couple d'images radar avant/après prises dans des conditions proches (angle d'incidence, orbite, polarisation) ; une méthode de recalage et de détection de dégâts automatique serait donc souvent difficilement possible, une analyse manuelle étant préférable.

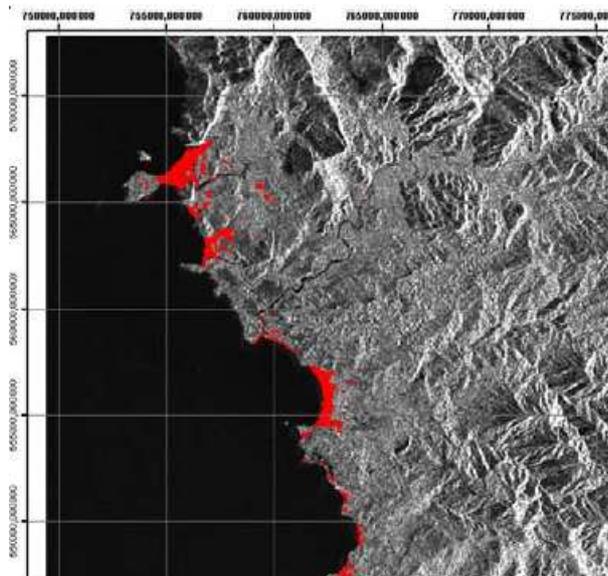


FIG. 2.13 – Détection de dégâts suite au tsunami du 26 décembre 2004 [Greidanus et al., 2005]. Changements détectés par CFAR (avec utilisation d'un seuil critique) superposés à l'image radar d'Aceh.

Le grand avantage des images radar par rapport aux images optiques réside dans le fait qu'elles peuvent être acquises de jour comme de nuit, quelles que soient les conditions météorologiques (l'influence de celles-ci pouvant souvent être compensée). C'est notamment important lors d'une catastrophe naturelle liée aux intempéries (ouragan, pluies diluviennes), afin de disposer d'une image de crise rapidement. L'imagerie radar moyenne résolution apporte donc une aide précieuse pour l'évaluation rapide de dégâts touchant de larges zones, par exemple suite à une inondation. [Arciniegas et al., 2007] pensent que les méthodes radar interférométriques pour la détection de dégâts en milieu urbain ne permettent pour l'instant pas (avec les radars de moyenne résolution spatiale) d'atteindre le niveau nécessaire pour la gestion et l'atténuation des conséquences des catastrophes. De plus, ils soulignent que différentes études de l'amplitude des images radar pour la détection de dégâts ont montré soit un accroissement, soit une décroissance de l'amplitude du signal sur les zones détruites ; les conclusions tirées pour un cas de catastrophe ne seraient donc pas transposables à d'autres cas.

Une des conclusions dans [Gamba et al., 2007b] est que l'analyse multitemporelle d'images SAR de moyenne résolution spatiale pourrait être utilisée pour une détection rapide à grande échelle des dégâts, mais qu'apparemment des données THR (optique ou radar) sont nécessaires pour une cartographie précise des dégâts. Les images très haute résolution (bande X) issues de capteurs aéroportés, ainsi que les capteurs radar tels que TerraSAR-X ou COSMO-SkyMed lancés à partir de 2007 augmentent en effet les possibilités de l'imagerie radar en matière de quantification de dégâts en milieu urbain. Les bâtiments étant la plupart du temps composés de surfaces planes (en comparaison avec la longueur d'onde), le speckle est faible, et les bâtiments apparaissent avec des arêtes bien droites

s'ils ne sont pas endommagés ; au contraire, des bâtiments avec des surfaces présentant plus de relief et des bords de toits moins droits ou ayant disparu renvoient un signal plus aléatoire. Ces types de changements sont donc des indicateurs de présence probable de dégâts, en particulier si les images ont été acquises à des dates rapprochées. La difficulté sera cependant de choisir des couples d'images satisfaisants en termes de distance entre les positions du satellite lors des deux prises de vue, et en termes d'écart temporel.

2.3.3 Imagerie hyperspectrale

Une image hyperspectrale est composée d'un ensemble (au moins 20) de fines bandes spectrales situées dans le domaine réflectif ou dans l'infrarouge thermique. Il n'existe actuellement qu'un capteur embarqué sur un satellite ; il s'agit d'Hyperion, qui compte 220 bandes spectrales et dont la résolution spatiale est de 30 m. Les autres capteurs sont aéroportés et permettent une résolution spatiale variable dépendant de l'altitude de vol (de 30 m à environ 1 m de résolution).

L'allure de la courbe spectrale ainsi que la position et l'intensité des bandes d'absorption sont utilisées pour identifier et discriminer les différents matériaux de surface de la scène observée. La figure 2.14 illustre les différences de signatures spectrales mesurées sur des données AVIRIS pour différents matériaux. On y voit par exemple que pour une longueur d'onde autour de 1700 nm, la réflectance des différents matériaux est très différente, ce qui permet leur discrimination.

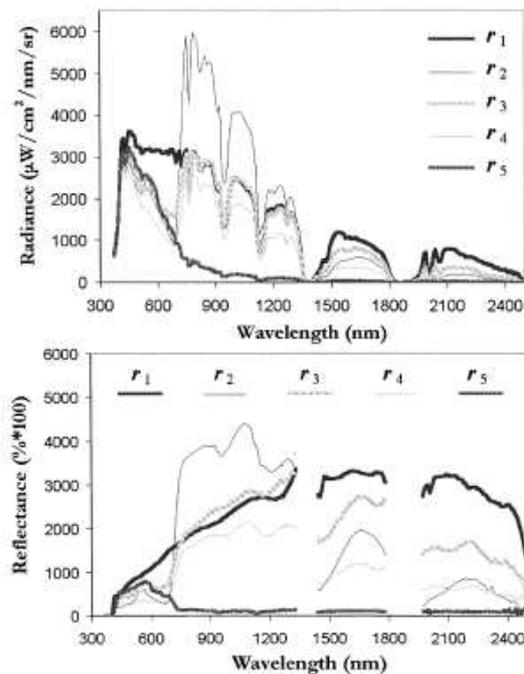


FIG. 2.14 – Signatures spectrales en unité de radiance et réflectance de différents matériaux (capteur AVIRIS) [Plaza et al., 2004].

r1 : sol – r2 : arbre à feuillage persistant – r3 : herbe sèche – r4 : végétation chaparral – r5 : ombre.

Dans [Bhaskaran et al., 2001], une analyse de la composition des toits en milieu urbain à partir d'une image aérienne de résolution spatiale 5 m est conduite. Les auteurs notent qu'un pixel de cette taille entraîne une confusion spectrale en milieu urbain hétérogène. La résolution spatiale actuelle serait trop grossière pour être efficace pour une analyse du milieu urbain en particulier.

On peut donc s'attendre à ce que l'imagerie hyperspectrale actuelle ne permette pas de détecter les dégâts modérés sur les bâtiments. En revanche, un bâtiment partiellement ou totalement effondré présentera théoriquement un changement de signature spectrale dû au mélange des matériaux

composant le bâtiment – voire même ce qu'il contient ; une résolution spatiale suffisamment élevée devrait permettre de quantifier ce changement. Cependant, aucune étude n'a actuellement été menée sur ce sujet. Enfin, les dégâts très importants peuvent sans doute être détectés, au même titre que sur des images optiques de résolution équivalente.

Notons que des effets secondaires aux dégâts, tels que les aérosols (poussières, fumée), pourraient avoir une signature spectrale particulière dans certaines longueurs d'onde et indiquer la présence probable de dégâts à proximité. Cela nécessite en revanche que l'acquisition ait lieu au moment où ces aérosols sont présents.

Conclusion

Compte-tenu des remarques faites précédemment concernant les potentialités des différents types d'imagerie et la disponibilité des images, l'analyse qui sera menée dans le cadre de cette thèse se concentrera sur les images acquises dans le domaine optique, avec des images THR panchromatiques. La résolution spatiale insuffisante des autres types d'images disponibles pour l'analyse de dégâts est en effet incompatible avec les objectifs fixés.

Dans la partie suivante, un état de l'art des méthodes utilisant des images dans le domaine du visible (panchromatiques et multispectrales) est dressé, afin de poser le cadre de l'étude et de situer les approches prometteuses ainsi que les difficultés qui se posent. Étant donné que les images THR sont disponibles depuis moins de dix ans, les méthodes présentées porteront également sur l'imagerie moyenne et haute résolution. L'accent est finalement mis, dans la mesure du possible, sur l'applicabilité de ces méthodes sur des images THR.

2.4 État de l'art des méthodes existantes

Nous nous intéressons ici aux méthodes d'analyse de dégâts automatiques ou semi-automatiques, visant à remplacer ou à faciliter le travail d'un opérateur. Celles-ci se basent le plus souvent sur des méthodes de détection de changements dans le cas de l'analyse d'images acquises successivement sur la zone d'intérêt (analyse multitime). Dans le cas où on ne dispose que d'une image acquise à la suite de la catastrophe, des méthodes visant à caractériser finement les dégâts observés sont appliquées (analyse monotemporelle).

2.4.1 Analyse multitime

L'analyse multitime des dégâts s'inspire de méthodes de détection de changements, à partir d'images acquises à des dates encadrant l'évènement étudié. Des revues générales sur les méthodes de détection de changements proposées dans la littérature peuvent être trouvées dans [Singh, 1989 ; Li et al., 2002 ; Radke et al., 2005 ; Deer, 1995 ; Coppin et al., 2004 ; Lu et al., 2004]. Les changements de structures, de texture ou de morphologie, tout comme l'absence ou la diminution anormale d'une ombre d'un bâtiment sont autant d'indices pour quantifier les dégâts [Chiroiu, 2003]. Les méthodes de détection de changements trouvées dans la littérature, ainsi que leur application à la détection de dégâts sont présentées dans cette partie. Une analyse stéréoscopique peut également être menée, afin par exemple de calculer des nappes de disparités et de détecter les changements de hauteur des objets d'intérêt ; cependant l'évaluation d'un Modèle Numérique d'Élévation (MNE) nécessite à elle seule un couple d'images les plus semblables possibles, idéalement acquises à une même date, augmentant les contraintes sur le nombre d'images nécessaires à la quantification de dégâts. S'il est envisageable de disposer d'un couple (voire même une série d'images) d'une scène à la suite d'une catastrophe, il est en revanche actuellement moins probable de disposer d'une telle information dans les archives, comme images de référence.

L'analyse des changements sur des couples d'images améliore la détection des dégâts, et permet une réelle quantification de ceux-ci : disposer d'une référence permet d'évaluer l'importance du changement. En revanche, un recalage géométrique de l'image de référence et de celle de crise est nécessaire. Si pour l'analyse manuelle une erreur de recalage peut être compensée par le cerveau humain, la précision de ce recalage est critique dans le cadre de l'analyse automatique. Certaines méthodes employées seront moins sensibles que d'autres à une erreur de recalage, et l'on trouve dans la littérature des avis variés sur la tolérance de décalage acceptable. Il apparaît que cette tolérance dépendra essentiellement du type d'images utilisé, de la taille des éléments recherchés et de la précision de la décision demandée [Dai et Khorram, 1998].

Analyse à l'échelle du pixel

Une première approche dans la détection de changements consiste à comparer une image de référence et une image de crise pixel à pixel, afin de déterminer ceux qui ont changé entre les deux dates. Il est bien sûr absolument nécessaire que les deux images soient parfaitement recalées afin de donner un sens à ce type de comparaison.

Différence De par sa simplicité, elle compte parmi les méthodes les plus largement utilisées. Elle consiste à soustraire la valeur des pixels homologues sur chaque image. Il est important de faire en sorte que les images présentent une variance comparable (la moyenne étant par construction compensée). Les pixels présentant une différence de radiance sont situés aux extrémités de l'histogramme des niveaux de gris de l'image finale, tandis que ceux qui n'ont pas subi de changement se situent autour de la moyenne (figure 2.15). Utilisée pour la quantification de dégâts, cette méthode suppose que l'amplitude d'un changement observé est proportionnelle au degré de dégâts ; ceci est par exemple empiriquement montré pour le cas du séisme d'Izmit dans [Eguchi et al., 2003]. Un exemple de résultat de différence d'images est présenté en figure 2.16, où les extrémités de l'histogramme de l'image résultat sont représentés en rouge pour une forte hausse de la valeur des pixels entre l'image de référence et l'image de crise, et en bleu pour une forte baisse.

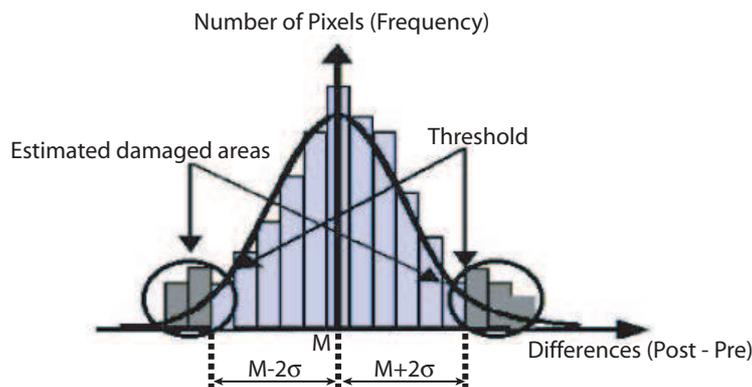


FIG. 2.15 – Histogramme-type des niveaux de gris d'une image obtenue par différence (d'après [Yusuf et al., 2001]).

Les principaux inconvénients mis en valeur dans [Singh, 1989] sont la sensibilité à un mauvais recalage, au bruit, aux variations d'illumination et aux changements naturels. La méthode de la différence entraîne également une perte d'information ; en effet, deux pixels de l'image de différence peuvent avoir la même valeur alors qu'ils sont issus de couples ayant des radiances très différentes. Dans [Yusuf et al., 2001] un couple d'images Landsat-7 composées de 12 bandes spectrales à 30 m de résolution est utilisé sur le cas du séisme de Bhuj. Les auteurs concluent que si les résultats de la différence correspondent presque aux résultats de l'enquête de terrain – la basse résolution a

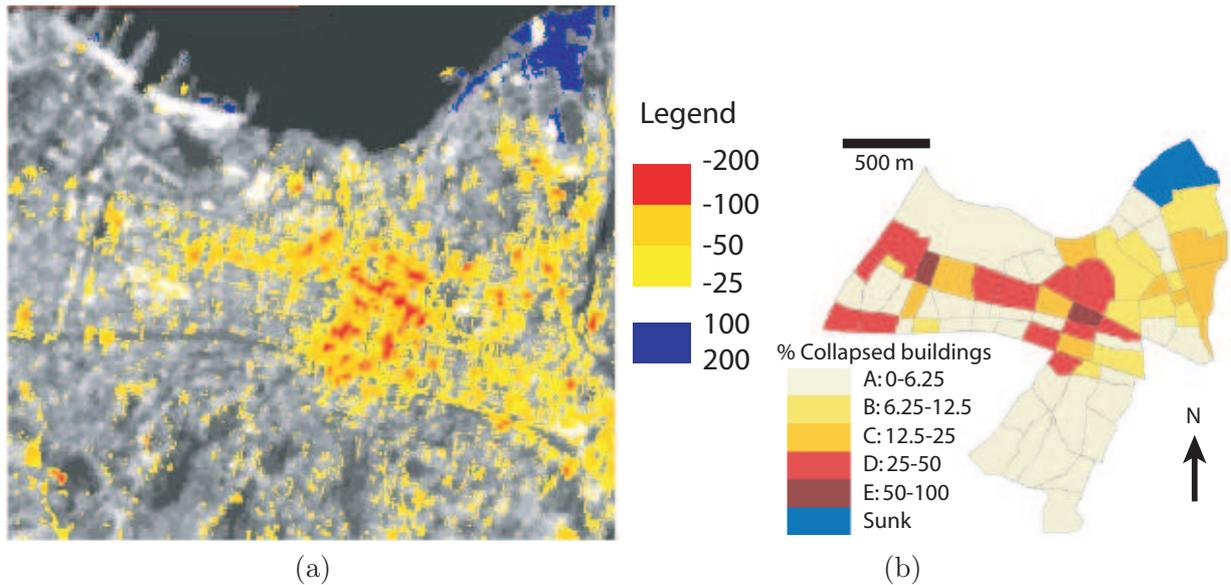


FIG. 2.16 – Séisme d'Izmit. (a) Différence entre les images SPOT-4 de référence et de crise [Eguchi et al., 2003]. En blanc et en jaune sont représentés les pixels dont la valeur a pas ou peu changé ; les extrémités de l'histogramme, en rouge et en bleu indiquent d'importants changements. (b) Vérité-terrain.

permis de s'affranchir en partie du problème posé par des changements naturels (ombrage, activité humaine, ...) – certaines zones apparaissent tout de même à tort comme détruites.

Concernant l'analyse de changements sur des images haute résolution, dans [Chiroiu et André, 2001] sont utilisées une image KVR-1000 antérieure à la catastrophe et une image Ikonos postérieure à l'évènement appliquées au séisme de Bhuj. Les auteurs concluent que le calcul de la différence de réflectance n'a pas permis de séparer les changements dus à des effondrements de ceux dus aux ombres (cf. figure 2.17) : des différences sont constatées qu'il y ait des dégâts ou non.

Dans [Bitelli et al., 2004], la détection de dégâts pour le séisme de Boumerdès est effectuée en utilisant le calcul de différence d'images QuickBird. Il est conclu que sans un recalage très précis, l'approche pixel à pixel n'est pas stable. Les auteurs ont donc eu recours à un recalage des toits des bâtiments en utilisant un point d'amer centré sur chacun d'entre eux. En outre, ils signalent que les fausses alarmes sont très nombreuses, notamment à cause de la quantité de changements non liés au séisme présents autour des bâtiments, et pensent que ce problème pourrait être résolu en utilisant un SIG ou par une procédure efficace de classification et d'extraction du bâti.

Appliquée à des images composées de plusieurs bandes spectrales (multi- ou hyperspectrales), la différence d'image devient l'**analyse de vecteurs de changement**. Chaque pixel contenu dans les images satellite composées de plusieurs bandes peut être représenté par un vecteur ayant pour dimension le nombre de bandes présentes et dont les coordonnées sont les valeurs de ce même pixel B dans chacune des bandes. On peut alors calculer la différence des vecteurs homologues correspondant à deux dates 1 et 2 :

$$C = \sqrt{\sum_{i=1}^{Nbands} (B_{i1} - B_{i2})^2}$$

Il est également possible de construire ces vecteurs de changement à partir de clusters de pixels, ou encore de segments d'image. L'ensemble des vecteurs de changement ainsi obtenus peut être analysé : la magnitude du vecteur indique l'importance du changement et son orientation renseigne sur son type (apparition, disparition). Un cadre théorique pour l'analyse des vecteurs de changement est

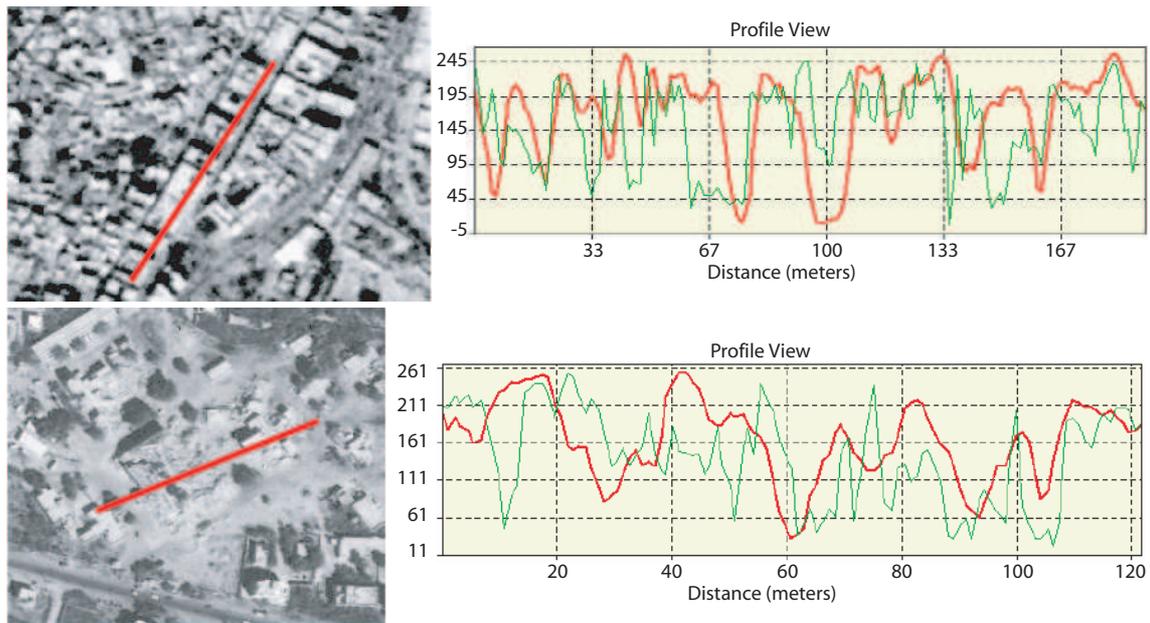


FIG. 2.17 – Profil de réflectance d’une zone intacte (en haut) et d’une zone très touchée (en bas) à la suite du séisme de Bhuj [Chiroiu et André, 2001]. Le rouge correspond à l’image de référence et le vert à l’image de crise. On constate que, pour chaque point des profils, la réflectance diminue ou augmente d’une image à l’autre de façon irrégulière, sans lien apparent avec la présence de dégâts ou non.

proposé dans [Bovolo et Bruzzone, 2007b].

C’est l’approche adoptée dans [Bruzzone et Cossu, 2003] où des données Landsat-5 TM sont notamment choisies pour détecter les dégâts sur une partie de la végétation causés par deux feux de forêt. L’image Landsat de crise a été acquise un an après l’un des feux de forêt ; c’est pourquoi les auteurs signalent que la nouvelle végétation a dû repousser en partie aux endroits sinistrés, rendant la détection plus complexe. L’analyse par vecteurs de changement est testée sur les canaux 4 et 7 des images (proche et moyen infrarouge). Les auteurs soulignent que la méthode standard nécessite de fixer un seuil (par exemple par essais et erreurs) et qu’elle donne beaucoup d’erreurs, en particulier de fausses alarmes. Ils proposent une méthode pour d’une part rendre la démarche non-supervisée, après avoir estimé la part du bruit dû au recalage, et d’autre part pour réduire l’erreur globale grâce à l’utilisation de seuils adaptatifs. Notons également qu’une autre approche permettant de définir automatiquement un seuil pour l’analyse par les vecteurs de changement est proposée dans [Bovolo et Bruzzone, 2007a]. Elle s’appuie sur une analyse des distributions des pixels de l’image de changement dans des sous-images de l’image globale. Cette approche par morceaux permettrait de garantir que, pour une partie de ces sous-images, l’hypothèse selon laquelle les pixels *changement* sont suffisamment nombreux par rapport aux pixels *non changement* est vraie, afin de pouvoir estimer leur distribution respective.

Dans [Rau et al., 2005], les vecteurs de changement sont testés sur des images SPOT-4 pour la surveillance de routine de la réserve de Shihmen à Taïwan, ainsi que pour la détection de dégâts à la suite d’un typhon. Il est rapporté que les résultats sont “encourageants” et en accord avec les constatations faites sur le terrain, ce qui permettrait d’améliorer l’organisation et l’efficacité de ces inspections par la suite.

Ratio et indices issus de ratio La démarche du calcul de ratio est relativement similaire à celle de la différence d’images. Elle consiste en une division des valeurs des pixels homologues. Cette

fois, les pixels ne présentant pas de changement se situent autour de l'unité dans l'histogramme de l'image finale, ceux ayant subi des modifications se trouvant encore une fois dans les extrémités. Cette méthode est cependant plus employée avec des images radar, car elle est moins sensible que le calcul de différence au bruit multiplicatif de l'imagerie SAR ([Weydahl, 1991 ; Sarti et al., 2003]). Il existe des techniques proches du calcul du ratio qui consistent à utiliser de façon prédéfinie les pixels des différentes bandes des images, afin de mettre en valeur certains types de changements. Par exemple, le *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)*, particulièrement adapté à l'étude des changements de végétation (cultures, déforestation), se calcule à l'aide des bandes proche-infrarouge et rouge :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$$

Il est ainsi parfois possible de mettre en place un indice adapté au type de changement recherché. Dans [André et al., 2001], une série d'indices et de ratio a été testée sur des images SPOT-5 pour mettre en évidence des différences de radiométrie entre les images de référence et de crise. Mais cette approche a essentiellement mis en évidence des variations multitemporelles liées aux différences d'ombres portées.

[Sarti et al., 2003] ont quant à eux testé une forme de ratio normalisé sur des images SPOT-4 prises lors du séisme au Salvador. Les résultats font apparaître beaucoup de changements sans relation avec le séisme avec un taux élevé de fausses alertes. De même, certains dégâts ne sont pas détectés. Les auteurs suggèrent l'exploitation des changements de texture, plutôt que ceux de radiométrie.

Un ensemble de trois indices normalisés (NDXI) caractéristiques de la végétation (NDVI), du sol (NDSI) et de l'eau (NDWI), proposé dans [Takeuchi et Yasuoka, 2005], est appliqué dans [Kouchi et al., 2006] dans le but de détecter les dégâts sur la côte thaïlandaise suite au tsunami de 2004. Les auteurs montrent que le NDVI diminue sur les parcelles affectées par le tsunami (destruction de la végétation), tandis que le NDSI et de NDWI augmentent (sols mis à nu ou inondés). Cependant, les résultats ne sont pas quantifiés.

Une méthode de détection de changements basée sur un couple d'images produites par la fusion d'images optiques et radar acquises à une même date est proposée dans [Zhang et al., 2005]. Les images optiques et radar étant recalées précisément, elles sont fusionnées en utilisant une décomposition en paquets d'ondelettes. La différence et le ratio des deux images fusionnées sont ensuite calculés, puis filtrés afin d'enlever les points isolés, supposés faux. Selon les auteurs, la fusion optique/radar peut permettre une détection plus complète qu'avec des images issues d'un même capteur, au prix d'un taux de fausses alarmes plus élevé.

Mesures de similarité Plusieurs mesures de similarité ont été proposées dans la littérature, adaptées aux types des images utilisées. Ces mesures de similarité sont notamment utiles pour le recalage d'images, en détectant des structures homologues sur les images ou pour la détection de changements. Les plus couramment utilisées sont la corrélation et, dans une moindre mesure, l'information mutuelle. D'autres mesures peuvent être citées : la minimisation de l'erreur quadratique et le *cluster reward algorithm* [Inglada, 2002].

Corrélation Le principe du calcul de la corrélation entre deux images I_1 et I_2 prises à des dates encadrant un changement consiste à calculer la similarité d'un ensemble de pixels homologues. Il se fait classiquement à l'aide d'une fenêtre glissante ou par bloc contigus. Selon le cas, la taille de la fenêtre et son pas de déplacement, ou la taille du bloc, sont les paramètres qui définissent le voisinage et qui doivent être réglés avec précaution. Utiliser un grand voisinage peut aider à enlever le bruit généré par des petits changements (véhicules ou ombres par exemple sur des images de résolution métrique) ; à l'inverse, une petite fenêtre peut être nécessaire afin de faire ressortir des changements

de petite taille [Im et al., 2005].

$$Corr = \frac{\sum_{i,j \in \text{voisinage}} I_1(i,j) \cdot I_2(i,j)}{\sigma_1^2 \cdot \sigma_2^2}$$

Une forte corrélation (proche de 1) indique qu'il n'y a pas eu de changement significatif, et inversement. En revanche, la corrélation ne renseigne pas sur le type ni sur la pertinence du changement. Dans [Eguchi et al., 2003], le calcul de corrélation d'une part avec fenêtre glissante et d'autre part par blocs sur des images SPOT-4 portant sur le séisme d'Izmit a été testé. Si les résultats obtenus (figure 2.18) se rapprochent des conclusions de l'enquête de terrain, notons cependant qu'ils sont faussés par endroits par des changements naturels, apparaissant en rouge également, sans rapport direct avec le séisme (mouvements de la mer, inondations).

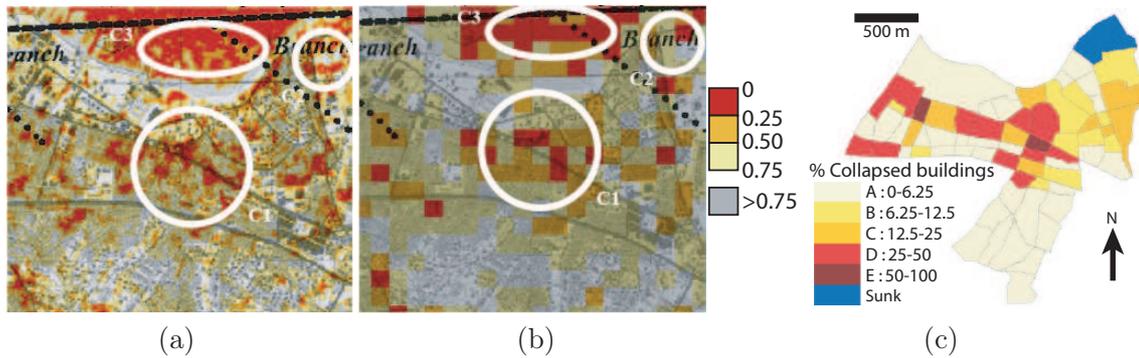


FIG. 2.18 – (a) et (b) Résultats de calcul de corrélation dans [Eguchi et al., 2003] sur des images optiques SPOT-4 par fenêtre glissante (a) et par blocs (b); en rouge apparaissent les zones où la corrélation est faible (proche de zéro) présentant des changements importants. (c) Vérité-terrain du séisme d'Izmit représentant la répartition des structures effondrées ainsi que la région inondée.

Information mutuelle Elle est souvent considérée comme une généralisation de la corrélation [Zhang et al., 2005], et peut informer sur une relation plus complexe entre deux données multimodales [Inglada, 2002]. Son calcul est cependant plus intensif que celui de la corrélation. Considérant deux variables aléatoires x et y , l'information mutuelle IM s'obtient par : $IM(x, y) = H(x) + H(y) - H(x, y)$, où $H(x)$ et $H(y)$ sont respectivement les entropies de x et de y , et $H(x, y)$ représente leur entropie jointe. Dans [Thevenaz et Unser, 2000], une approche multirésolution utilisée pour le recalage d'images médicales est proposée afin d'optimiser la maximisation de l'information mutuelle. Notons cependant que le calcul de l'information mutuelle nécessite une estimation locale de la densité de probabilité, donc un grand nombre de pixels, ce qui peut être un problème pour les changements sur une petite surface ou pour l'analyse d'images THR [Inglada et Mercier, 2007].

Modèle de fluctuation de l'image Cette méthode de détection de changements se base sur le principe que la valeur d'un pixel à un endroit précis peut être considérée comme une variable aléatoire au cours du temps. La variation de la valeur de ce pixel est due à plusieurs facteurs : bruit du capteur, conditions atmosphériques, conditions d'illumination, période de l'année ; mais également erreur de recalage, subpixelique ou non. Dans [Kohiyama et Yamazaki, 2005], des images Aster sont exploitées afin de détecter les dégâts qui ont eu lieu à Bam, suite au séisme. Une série de 17 images Aster acquises avant le séisme a été utilisée afin d'évaluer les paramètres (moyenne et variance) de la distribution supposée normale pour chaque bande et chaque pixel. Chaque pixel d'une image de crise est alors comparé à ce modèle ; à chaque pixel est attribué un niveau de confiance déterminant la probabilité qu'il soit issu de la distribution du modèle. Avec ces images de moyenne résolution spatiale

(15 m), les auteurs concluent qu'une image HR ou THR serait nécessaire afin d'aider à l'interprétation des résultats pour limiter le nombre de fausses alarmes, dues par exemple aux changements observés sur les routes. Il est à souligner par ailleurs qu'une archive riche est nécessaire afin d'appliquer cette méthode.

Mise en correspondance non linéaire Dans [Kosugi et al., 2004], des images THR Ikonos sont recalées à l'aide d'une méthode d'appariement local non linéaire. Cette méthode se base sur l'évaluation successive d'un score d'appariement calculé localement pour chaque pixel. Ce score peut être la luminosité, le vecteur de changement obtenu par la différence entre deux images à recalcr, ou un indice plus complexe, mais mieux adapté au milieu urbain, obtenu après filtrage des images. Un filtre Laplacien est notamment utilisé afin de mieux détecter les nombreux contours caractérisant le milieu urbain, aboutissant à un indice de *complexité*. Un filtre de Sobel sert quant à lui à retrouver l'orientation des rues et des bâtiments. Pour chaque pixel, un vecteur déplacement optimal est calculé. Un consensus est alors trouvé entre les différents vecteurs voisins afin d'obtenir une transformation douce de l'image et ainsi garantir la continuité dans l'image. Le processus est répété itérativement jusqu'à convergence. Le score final d'appariement est calculé, et pour une valeur inférieure à un seuil déterminé par l'opérateur, la région est désignée comme ayant changé. Les auteurs concluent que l'efficacité de telles méthodes dépend des conditions d'illumination et de l'angle d'acquisition, particulièrement dans les zones urbaines où une information 3D serait nécessaire pour compenser cela. En effet, l'étape de régularisation (consensus) impose des décalages évoluant de façon continue – ce qui ne correspond pas à la réalité quand on considère des bâtiments par exemple.

Cette approche est appliquée à la détection de dégâts dans [Sakamoto et al., 2004] sur des images QuickBird de la ville de Bam, avant et après le séisme. La vérité terrain montre que la région choisie présente de nombreux dégâts mais de différents degrés. Néanmoins, il est difficile sur les résultats (figure 2.19) montrés dans [Sakamoto et al., 2004] de décider quelles seraient les régions les plus touchées. De plus, des dégâts n'apparaissant pas dans la vérité-terrain sont détectés à l'est de la zone présentée, en dehors de la zone urbaine : il s'agit d'une rivière, élément changeant selon les saisons. Une évaluation de l'importance de l'anomalie pourrait peut-être permettre une réelle quantification des dégâts, et ainsi apporter une valeur ajoutée à cette carte de dégâts.

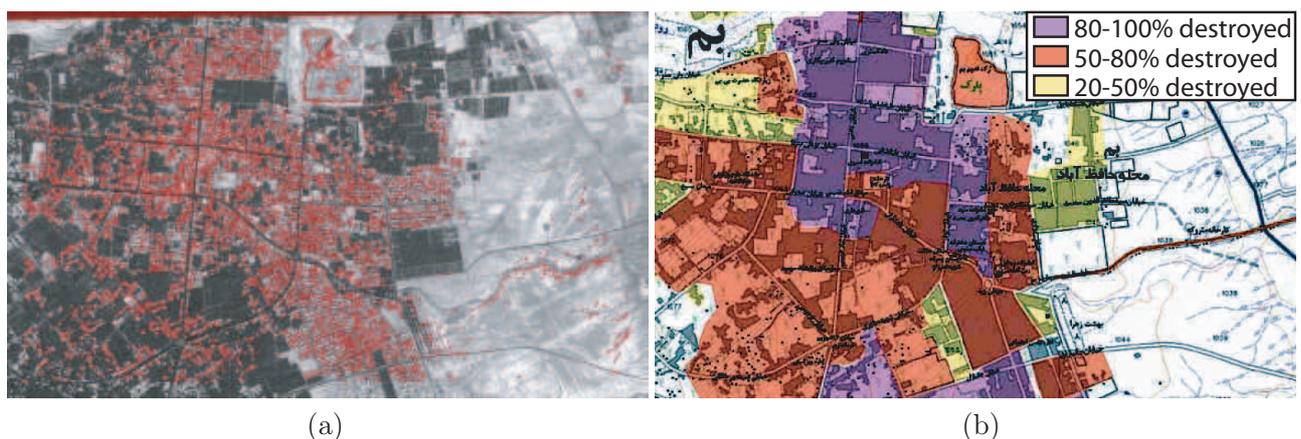


FIG. 2.19 – Détection d'anomalie pour la détection de dégâts [Sakamoto et al., 2004] – (a) Dégâts détectés (en rouge) sur la ville de Bam – (b) Vérité-terrain de la partie de la ville correspondante jaune = 20 à 50 % destruction ; rouge = 50 à 80 % destruction ; violet = 80 à 100 % destruction. La comparaison du résultat obtenu avec la vérité-terrain est difficile : des dégâts sont détectés dans chaque zone sans qu'il soit possible de déterminer avec certitude celles qui sont les plus touchées.

Méthodes avec réduction de la dimension des données L'idée est qu'en combinant plusieurs de ces techniques de détection de dégâts ou de l'information issues de plusieurs bandes spectrales, les performances générales pourraient être améliorées. Cependant, l'augmentation des indices permettant la quantification de dégâts peut également avoir des effets négatifs sur les capacités à discriminer les différents degrés de dégâts (phénomène du fléau de la dimension). Il peut donc s'avérer utile, dans certains cas, d'avoir recours à des techniques de réduction de la dimension des données. Cette réduction peut se faire soit en combinant plusieurs variables afin de n'en garder qu'un nombre moins élevé (Analyse en Composantes Principales, discriminant linéaire de Fisher, etc.), soit en sélectionnant les variables les plus discriminantes. La dernière approche a l'avantage de conserver la signification physique des variables d'origine. Une partie des méthodes applicables à l'analyse de données est discutée dans [Jain et al., 2000]. Cependant, en pratique il est à noter que les méthodes de combinaison de variables (principalement ACP et MNF – Minimum Noise Fraction) sont souvent employées en télédétection, pour la classification et pour des applications telles que le suivi de l'utilisation des sols, des cultures [Firouzabadi et Ramachandran, 2003], mais surtout dans le cas d'analyse d'images à grande dimension spectrale (multi- et hyperspectrale). Les données contenues dans les différentes bandes sont effectivement souvent très corrélées. L'objectif de ces méthodes est de projeter les données dans un autre espace de taille inférieure, plus "approprié", c'est-à-dire ne gardant que l'information utile. Nous présentons ici quelques méthodes de détection de changements/dégâts qui ont recours à cette approche de combinaison de variables.

Analyse en Composante Principale (ACP) et dérivés Une analyse en composante principale spectrale et temporelle est proposée dans [Gianinetto et al., 2006], sur un couple Landsat-5 Thematic Mapper (TM) et un couple Landsat-7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+). Elle consiste à appliquer une ACP sur une image "synthétique" composée à la fois des bandes de l'image de référence et de celles de l'image de crise. Cette approche est testée afin de détecter les zones inondées lors de deux inondations importantes, l'une en Italie (région du Piémont) en novembre 1994, et l'autre aux États-Unis (État du Tennessee) entre novembre et décembre 2001. Une fois l'ACP effectuée, la composante qui contiendra les informations pertinentes pour la détection des zones inondées dépendra du pourcentage que celles-ci représentent par rapport à la scène totale. D'après les auteurs, il s'agira des composantes d'ordres les plus élevés si les zones inondées représentent la majorité des images, et inversement. Les zones inondées sont détectées en seuillant la composante la plus significative, ainsi qu'un modèle numérique de terrain de la scène. Afin de filtrer l'image ainsi obtenue, une segmentation suivie d'une agrégation est appliquée. Les auteurs annoncent un taux de performance globale de détection de 85,5 % pour le cas italien, en comparaison avec une vérité-terrain. Les auteurs soulignent cependant les difficultés à obtenir une image acquise dans le domaine optique de crise à la suite d'une inondation, à cause de la présence très probable de nuages.

Dans [Haverkamp et Poulsen, 2003], une méthode dérivée de l'ACP est testée sur des images Ikonos pansharpened (quatre bandes multispectrales). Celles-ci font d'abord l'objet de prétraitements : recalage d'images, correction atmosphérique et égalisation radiométrique. Notons que les images sont choisies en fonction de leur géométrie, ce qui écarte des difficultés importantes lors du recalage. Les auteurs appliquent ensuite à chacune des images une transformation "tasseled cap" caractérisant le couvert végétal ou canopée. Le principe de cette méthode repose sur l'ACP où chaque dimension de l'espace d'arrivée correspond à quatre indices caractéristiques de la végétation ; il s'agit de l'espace de Kauth-Thomas [Kauth et Thomas, 1976] comprenant l'indice de verdure (*Greenness Vegetation Index*), l'indice de luminosité du sol (*Soil Brightness Index*), l'indice de jaunissement (*Yellowness Vegetation Index*), et l'indice in affecté. Les auteurs procèdent en parallèle à une analyse par les vecteurs de changement du résultat de la transformation tasseled cap et des images pansharpened. La transformation appliquée permet de relier un changement de valeur d'un des quatre indices à un type de changement. L'analyse par les vecteurs de changement permet donc d'écarter certains changements non pertinents. En ne considérant que les pixels où un changement intéressant est observé,

les pixels voisins sont regroupés en objets. Les caractéristiques de ces derniers sont analysées (aire, densité, dimension fractale, etc.) afin d'aboutir à une classification supervisée plus fine de l'image. Un autre aspect intéressant de cette étude concerne les capacités de généralisation de la méthode. Celle-ci est appliquée à quatre cas d'étude. L'apprentissage se fait sur un seul de ces cas. Pour ce dernier, ainsi que pour un autre où les changements observés sont proches, les performances sont d'environ 81 %, tandis que pour les deux autres cas, les performances reportées sont inférieures – autour de 57 % –, les changements observés étant significativement différents. Le système proposé ne permet de détecter efficacement que les changements similaires à ceux avec lesquels il a été entraîné. Les auteurs concluent qu'un ensemble d'apprentissage plus varié et plus complet devrait permettre de pallier ce problème.

Multivariate Alteration Detection (MAD) La MAD consiste à projeter les données multitemporelles d'origine dans un espace où les composantes sont ordonnées afin de contenir avec une importance décroissante de l'information sur les changements entre les deux images d'entrée. Elle s'appuie pour cela sur l'analyse de corrélation canonique, introduite en 1936 dans [Hotelling, 1936]. Cette dernière étudie la relation entre deux ensembles de variables aléatoires X et Y de dimension respective p et q ($p \leq q$). Elle consiste à trouver deux ensembles a et b afin d'obtenir une combinaison linéaire pour chaque image d'entrée ($a^T X = a_1 X_1 + \dots + a_p X_p$ et $b^T Y = b_1 Y_1 + \dots + b_q Y_q$) sous les contraintes qui suivent. Les premiers termes de chaque combinaison linéaire (les premières variables canoniques) présentent la plus grande corrélation ; les seconds sont ceux avec la plus grande corrélation sous la contrainte qu'ils sont décorrélés des premiers, etc. Or l'objectif de la détection de changements est d'obtenir des composantes qui présentent la plus grande variance. En pratique, cela revient à déterminer les coefficients de la combinaison linéaire ayant une corrélation minimale (non négative). Ce problème est résolu par une procédure statistique standard de calcul de valeurs et vecteurs propres. La MAD est alors définie par :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} a_p^T X_p - b_p^T Y_p \\ \vdots \\ a_1^T X_1 - b_1^T Y_1 \end{bmatrix}$$

La première composante de la MAD est la différence entre les variables canoniques de plus haut ordre : les termes présentent une corrélation minimale, donc une variance maximale ; dans la seconde, la variance est maximale sous la contrainte que la différence est décorrélée de la première composante, etc. Appliquée à l'analyse de changements dans des images, les variables X et Y représentent les niveaux de gris de pixels homologues dans chacune des deux images. À la différence d'un grand nombre de méthodes proposées dans la littérature, la transformation MAD permet de comparer des images ayant un nombre de bandes spectrales différent qui peuvent ne pas trouver de correspondance. De plus, contrairement à l'ACP, la MAD est invariante par rapport à une transformation linéaire (gain différent des capteurs, correction radiométrique linéaire des images). Elle apparaît donc tout à fait adaptée à l'analyse de changements sur des images multimodalités.

Dans [Liao et al., 2005] et [Nielsen et al., 1998], elle est utilisée pour détecter des changements entre deux images multitemporelles multicapteurs. La transformation MAD peut être suivie d'un post-traitement, de façon à améliorer la détection de changements. Dans [Liao et al., 2005], elle est suivie d'une MNF (Minimum Noise Fraction), afin de séparer au mieux le signal du bruit présent dans les données. Dans [Nielsen et al., 1998], une transformation MAF (Maximum Autocorrelation Factor) est appliquée aux données MAD afin de conserver de l'information sur le contexte spatial dans le voisinage de chaque pixel. Comparée à une différence standard et à une ACP, l'avantage de cette méthode est de ne pas être sensible à un très fort changement de variance isolé dans une des images comme peut l'être l'ACP, et d'être moins sujette au bruit. Une extension itérative de la MAD est introduite dans [Nielsen, 2007], afin d'améliorer les résultats sur des cas où la décision

“changement/pas de changement” est incertaine. L’idée de cette méthode itérative est d’identifier de mieux en mieux les observations sans changements, avec lesquelles les changements sont ensuite détectés. Pour cela, à l’itération i , de forts poids sont appliqués aux observations détectées sans changements à l’itération $i-1$, et ce jusqu’à convergence.

L’application de la MAD à des images THR est faite par [Niemeyer et al., 2005] ; les résultats (figure 2.20) montrent les difficultés à seuiller l’image de sortie afin de ne conserver que les changements pertinents : la valeur du seuil étant croissante, les parties (a, b et c) montrent de moins en moins de changements (réduction du taux de fausses alarmes), au prix de la perte d’une partie des changements recherchés (parties en violet et jaune sur la figure de référence du dessous).

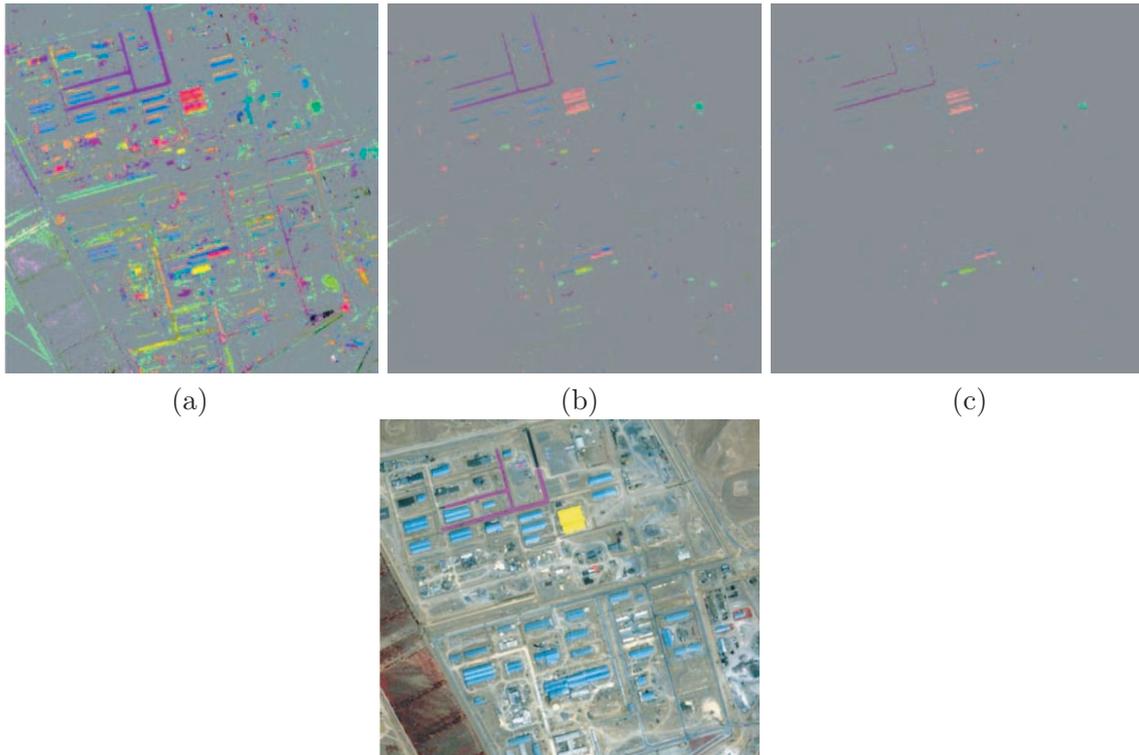


FIG. 2.20 – Résultats (a, b, c) d’une MAD appliquée sur des images QuickBird du site d’Esfahan (Iran) pour la détection de changements entre Juillet 2002 et Juillet 2003 [Niemeyer et al., 2005]. Composition obtenue à partir des composantes 1 (rouge), 2 (vert) et 3 (bleu) de MAD. Les sorties (a, b, c) sont obtenues en seuillant l’image RGB par des multiples d’une valeur déterminée automatiquement. En dessous est représenté le résultat attendu, chaque couleur correspondant à un type de changement (apparition ou disparition par exemple).

Analyse de texture La texture renseigne sur les variations spatiales de tons dans l’image. L’analyse de texture sur les bâtiments n’est pas viable sur des images de moyenne résolution, les caractéristiques de texture des structures individuelles étant indiscernables [Adams, 2004]. Les études trouvées dans la littérature utilisent donc majoritairement des images THR.

Matrices de cooccurrence Une matrice de cooccurrence (*Gray Level Cooccurrence Matrix* en anglais) est définie pour une direction et un espacement de pixels donnés, représentés par un vecteur \vec{r} , et dans une image de taille N_x par N_y pixels. Elle compte le nombre d’occurrences d’un pixel de valeur j séparé de \vec{r} d’un pixel de valeur i . Souvent, la dynamique de l’image est réduite sur un nombre L de niveaux de façon à éviter de n’obtenir que de petites valeurs dans la matrice

$(i, j \in 1, \dots, L)$. La matrice se construit de la façon suivante, où $\#$ signifie le nombre d'occurrences :

$$GLCM_{\vec{r}}(i, j) = \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in (N_x, N_y) \times (N_x, N_y) | \dots \\ \dots f(x_1, y_1) = i \wedge f(x_2, y_2) = j \wedge \vec{r} = \overrightarrow{(x_2 - x_1, y_2 - y_1)}\}$$

Plusieurs indices peuvent être extraits de cette matrice : [Haralick et al., 1973] en proposent 14, et d'autres ont été définis par la suite (par exemple dans [Baraldi et Parmiggiani, 1995]). Les plus utilisés semblent être l'énergie, le contraste, la variance, la corrélation, l'entropie et l'*inverse difference moment* (IDM).

Dans le cas où les caractéristiques de la texture à identifier sont connues, ces paramètres sont choisis à partir de cette connaissance *a priori* ; dans le cas contraire, plusieurs stratégies sont possibles. Une première consiste à calculer différentes matrices de cooccurrence – par exemple dans les 8 directions principales – et pour différents espacements ; cette approche entraîne cependant des calculs intensifs, et produit un grand nombre d'indices de texture utilisés pour classer les pixels. Les deux approches les plus populaires consistent à choisir une direction et un espacement arbitraire, en supposant que les changements de texture à détecter seront également présents dans toutes les directions, ou à moyenner les matrices obtenues pour différents paramètres, et ainsi réduire le nombre d'indices pour la classification finale. Cependant, [Pesaresi, 2000 ; Pesaresi et al., 2007] montrent que calculer une matrice pour différentes directions, puis prendre les indices correspondant aux sorties des opérateurs *min* et *max* est plus efficace pour détecter les changements que de moyenner l'information de texture dans toutes les directions.

Une analyse de changement de texture utilisant les statistiques de second ordre issues des matrices de cooccurrence est menée dans [Rathje et al., 2005], pour le cas du séisme de Bam. Des images QuickBird recalées sont ici utilisées. Différents indices issus de la GLCM (homogénéité, dissimilarité, contraste, variance et énergie) donnant des résultats très similaires, la variance est choisie pour mesurer sur ces images les changements de texture à l'aide d'une fenêtre glissante. La corrélation des deux images de texture ainsi obtenues est ensuite calculée. Le seuil de décision intact/dégât est fixé empiriquement, par contrôle visuel du résultat. La végétation et les zones d'ombres étant alors souvent détectées comme dégâts, elles sont masquées à l'aide de l'image multispectrale afin d'affiner les résultats. Cependant, une fois encore, seule une comparaison visuelle des résultats est possible, ne permettant pas d'évaluer les résultats. Les résultats de ce type de méthodes dépendent par ailleurs fortement du seuil de décision choisi manuellement, aucune méthode automatique n'étant proposée. Une analyse de texture utilisant entre autre les matrices de cooccurrence est appliquée aux cas des séismes de Boumerdès et de Bam dans [Adams et al., 2003 ; Adams et al., 2004 ; Huyck et al., 2005]. La première étape de la méthode développée par les auteurs est de filtrer les images panchromatiques QuickBird par un filtre Laplacien, afin de faire ressortir les bords de l'image et en particulier ceux engendrés sur l'image post-séisme par les effondrements de bâtiments et les débris. La mesure de dissimilarité issue des matrices de cooccurrence sur chacune des images est alors calculée, et les images résultantes sont soustraites pixel à pixel. La carte de dégâts finale est obtenue en découpant l'image en blocs et en comparant la déviation standard à l'intérieur de chaque bloc à celle de l'image entière. Les résultats, ainsi que les cartes établies à la suite d'enquête terrain, sont présentés en figure 2.21. Une rapide comparaison montre que cette analyse de texture a permis de retrouver les zones principalement touchées. Cependant, il existe également des disparités (fausses alarmes et oublis) entre les deux cartes, laissant à penser que la méthode utilisée est peu fiable. Par ailleurs, le problème du recalage des images THR, non négligeable sur ces images QuickBird, n'est pas abordé et explique certainement une partie des fausses alarmes.

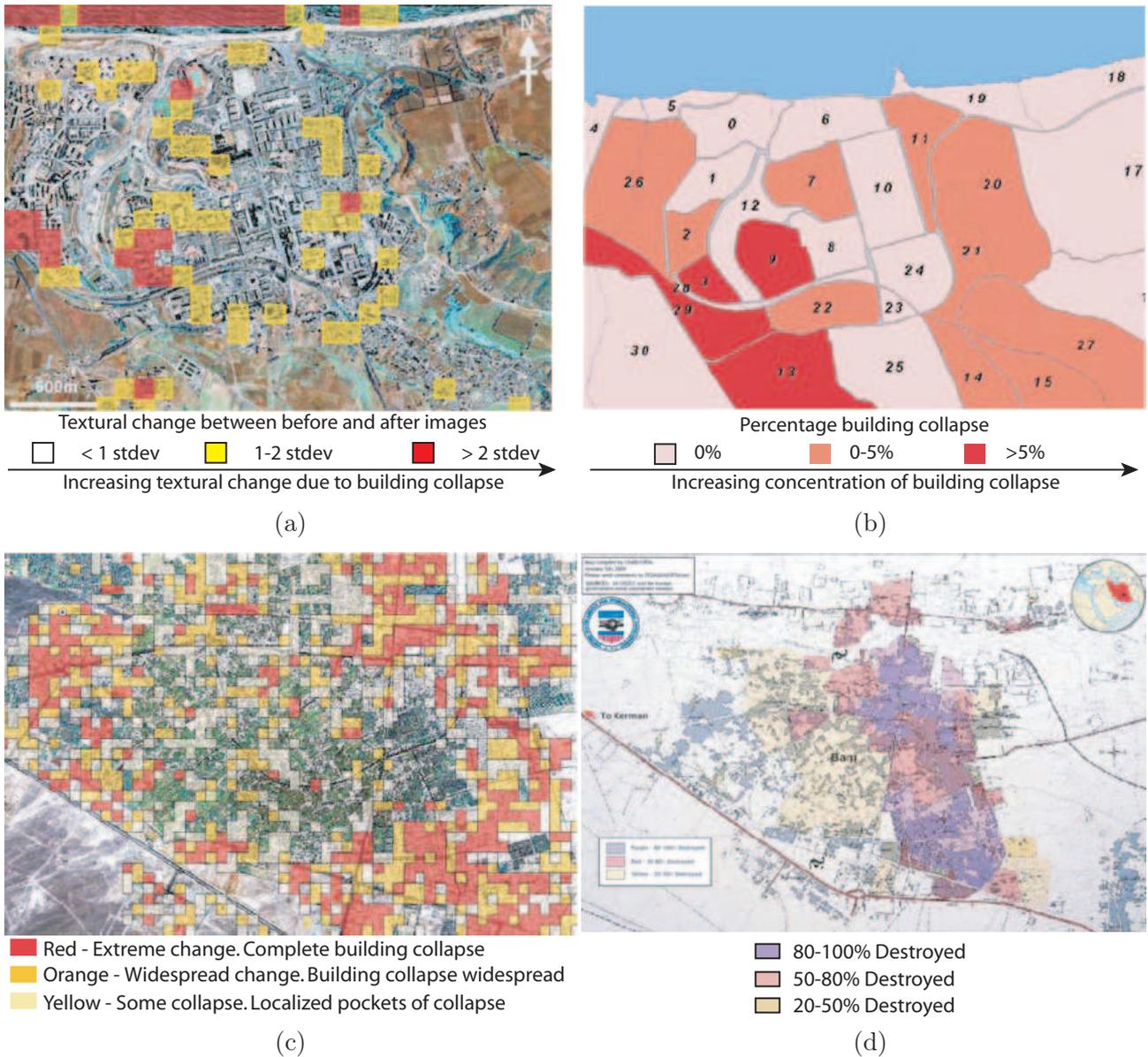


FIG. 2.21 – Résultats (a et c) de l'analyse de texture (matrices de cooccurrence) réalisée dans [Adams, 2004] et vérité-terrain correspondante (b et d) – (a) et (b) : séisme de Boumerdès – (c) et (d) : séisme de Bam. En comparaison avec les vérités-terrain, les zones les plus touchées ressortent globalement (en rouge), mais de nombreuses fausses alarmes sont également présentes.

Demi-variogramme Le demi-variogramme [Matheron, 1970 ; Carr, 1996 ; Carr et Miranda, 1998 ; Chica-Olmo et Abarca-Hernandez, 2000] est une fonction d'autocorrélation spatiale qui exploite dans une image à la fois la variabilité locale et/ou globale (variance) et la corrélation spatiale [Saito et Spence, 2004]. Il se calcule sur une fenêtre carrée glissante comme suit :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N [G(x, y) - G(x', y')]^2,$$

où $G(x, y)$ est la valeur du pixel de coordonnées (x, y) dans l'image G , h est la distance euclidienne (ou *pas*) entre deux pixels $G(x, y)$ et $G(x', y')$, N est le nombre total de paires de valeurs $G(x, y)$ et $G(x', y')$ séparées par une distance h . Plus le demi-variogramme γ est grand, moins les pixels

sont similaires. Comme précédemment, le demi-variogramme peut être construit pour une direction donnée, ou être rendu omnidirectionnel par une méthode appropriée.

Dans [Sertel et al., 2007], les demi-variogrammes sont exploités pour détecter les dégâts dans la ville d'Adapazari à la suite du séisme d'Izmit. Les images utilisées sont panchromatiques, acquises par SPOT HRVIR et présentent une résolution spatiale de 10 m. La forme du demi-variogramme est étudiée, ainsi que trois indices issus de celui-ci illustrés en figure 2.22. Ces indices sont obtenus le long de transects répartis en étoile à partir du centre de la ville (voir figure 2.23) : sa portée, l'effet de pépite et son palier. Les auteurs procèdent à une étude qualitative de ces indices. La portée et l'effet de pépite renseignent respectivement sur la variabilité spatiale à large et à fine échelle ; le palier quantifie la variabilité spatiale globale dans l'image. Notons que si ce palier existe sur des images de moyenne résolution spatiale, cela n'est pas le cas des images THR. Les auteurs remarquent que la forme du demi-variogramme change sur les transects avec des dégâts ; par ailleurs, les trois indices augmentent en présence de dégâts. Ces indices pourraient donc servir à quantifier les changements de texture, et ainsi à détecter les dégâts.

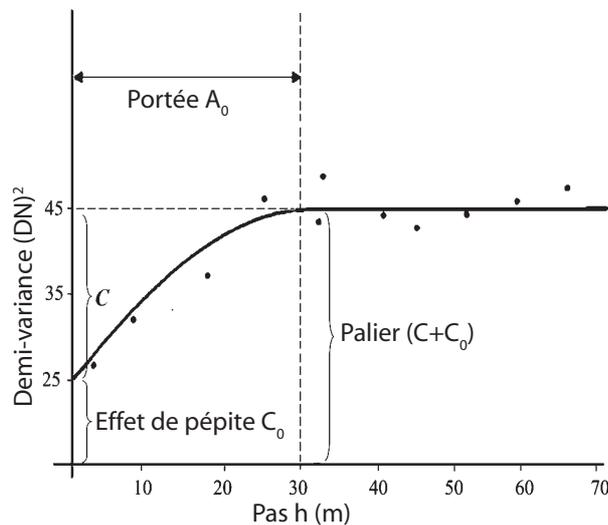


FIG. 2.22 – Forme générale d'un demi-variogramme et définition de trois de ces paramètres : sa portée, l'effet de pépite et son palier.

Conclusions sur les méthodes pixel à pixel L'inconvénient majeur de l'ensemble de ces méthodes travaillant pixel à pixel est la sensibilité au bruit et, dans le cadre de la détection de dégâts, aux changements *naturels*. Ceci est d'autant plus vrai que la résolution des images étudiées est grande, faisant apparaître des détails non significatifs : changements d'ombrage dus à des angles d'illumination différents, décalage des objets ayant une certaine hauteur à cause d'une différence entre les angles de prises de vue (effet de parallaxe), changements de couleurs dus à une illumination différente, mouvements d'objets tels que des véhicules. Les méthodes les plus sensibles à ces problèmes sont celles qui ne tiennent pas compte du voisinage des pixels (différence, ratio), à l'opposé de celles qui travaillent sur des fenêtres de pixels (mesures de similarité, texture, etc.).

Des approches ont été testées afin d'améliorer les performances de classification sur les images obtenues par différence, ratio, etc. L'objectif est généralement de réduire le bruit de l'image de changements par une régularisation. Une méthode est de tenir compte de l'information apportée par la répartition spatiale des pixels de l'image de changements. Elle se base sur l'hypothèse que pour un pixel appartenant à une classe il existe une certaine probabilité pour que ses pixels voisins appartiennent à cette même classe. Une analyse de l'image de changements par les champs de Markov peut par exemple être adoptée. Dans [Bruzzone et Prieto, 2000], cette approche est testée sur des

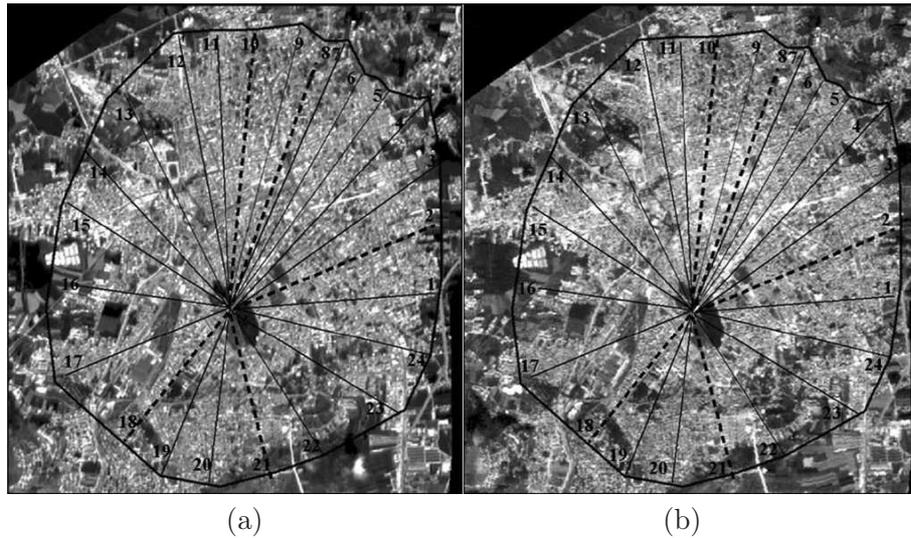


FIG. 2.23 – Images SPOT HRVIR panchromatique du centre ville d’Adapazari sur lesquelles sont superposés les transects le long desquels sont calculés un demi-variogramme dans [Sertel et al., 2007]. (a) Image de référence. – (b) Image de crise.

images Landsat et comparée à une méthode ne tenant pas compte des dépendances spatiales. Les auteurs mettent en avant les améliorations ainsi apportées, permettant notamment une réduction du taux d’oublis (pixels ayant changés non détectés). L’amélioration apportée par de telles méthodes a cependant des limites, l’hypothèse de similarités du comportement de pixels voisins n’étant pas toujours vérifiée, en particulier sur des images où des éléments isolés de petite taille sont observables.

Analyse basée sur les objets

Une analyse basée sur les objets nécessite une extraction au préalable des objets d’intérêt, autrement dit un découpage de l’image en zones identifiées. Cette segmentation vise à réduire la redondance tout en gardant l’information importante pour un nombre réduit d’objets à analyser. Les pixels d’un même segment doivent être homogènes, tandis que les segments voisins doivent être les plus différents possibles. Cette segmentation peut se faire par exemple par des méthodes de détection des bords, ou encore par analyse de texture. Un autre type de segmentation consiste à utiliser une connaissance *a priori* de ce que l’on cherche à segmenter. Un modèle connu est comparé à ce qu’on cherche à reconnaître ; des translations, rotations et changements d’échelle sont pour cela testés.

Les segments extraits sont ensuite classés, de façon supervisée ou non. Dans le cas non-supervisé, la classification se fait en regroupant au mieux les segments en un certain nombre de groupes distincts à partir de leurs caractéristiques : par exemple la méthode des K-moyennes où le nombre de classes est fixé au préalable, ou encore l’approche ISODATA où le nombre optimal de classes est déterminé au cours de la classification en fonction de critères prédéfinis. La classification supervisée utilise un ensemble d’exemples représentatifs ; elle nécessite donc l’intervention d’un opérateur ou une connaissance *a priori*. Différents critères calculés pour chaque segment sont envisageables : les statistiques (moyenne, variance, . . .), la texture, la géométrie (aire, compacité. . .), les relations entre segments voisins, etc. La qualité de la classification est étroitement liée à la pertinence des exemples d’apprentissage choisis.

L’avantage d’une approche basée sur les régions par rapport à une méthode pixel à pixel est qu’elle est moins sensible aux erreurs de recalage et permet de détecter des dégâts même si les images ne sont pas parfaitement recalées [Bitelli et al., 2004]. En effet, une mesure étant associée aux segments plutôt qu’aux pixels les composant, un léger décalage de ceux-ci d’une image à l’autre ne pose pas de

difficulté tant que les segments sont correctement appariés d'une image à l'autre. Elle a également l'avantage de pouvoir focaliser l'analyse de changements uniquement sur un sous-ensemble des classes extraites. Enfin, elle est également moins sensible aux variations des valeurs des pixels au sein d'un segment. Cela rend souvent la classification moins bruitée, la décision étant prise pour les pixels d'un segment entier. Il faut cependant souligner la contrepartie : des petits changements tels que des petits dégâts pourraient par exemple ne pas être détectés à cause de ce lissage à l'échelle des objets. Enfin, l'analyse orientée objet, parce qu'elle permet l'ajout d'une information sur la structure de l'objet, est particulièrement pertinente dans le cas de l'imagerie THR où l'hypothèse d'homogénéité des pixels constituant un même objet est souvent mise à mal [Akçay et Aksoy, 2007].

Comparaison post-classification Avec cette méthode, une classification est réalisée indépendamment sur chaque image, puis les résultats sont comparés, soit visuellement, soit par un logiciel. D'après [Singh, 1989], l'avantage de cette technique est qu'elle s'affranchit des problèmes dus à la prise de vue elle-même (conditions atmosphériques, capteur, illumination), et qu'elle ne nécessite pas un recalage précis. Cependant, si ces remarques sont valables pour les images de résolution moyenne ou acquises selon des angles proches, l'appariement peut être plus difficile pour des images mieux résolues acquises avec des conditions de prises de vues très différentes. Par ailleurs, son principal désavantage est que l'erreur de classification finale est le résultat du produit des erreurs de classifications de chaque image, ce qui peut rendre la méthode peu fiable. De plus, il n'est pas toujours possible de créer indépendamment deux classifications comparables [Toll et al., 1980].

Cette méthode est utilisée dans [Burbridge et Zhang, 2003] sur un couple d'images multispectrales multicapteurs Landsat et Ikonos. L'image Landsat est rééchantillonnée et recalée sur l'image Ikonos. Un classifieur ISODATA, une classification par le maximum de vraisemblance et un réseau de neurones sont successivement testés. La première méthode, non supervisée, se révèle la moins efficace, car elle mène à la création d'un nombre variable de classes, et rend difficile l'interprétation ultérieure de ces classes. Les deux dernières méthodes sont supervisées, et les auteurs rapportent des difficultés à choisir les données d'apprentissage. Cependant, alors qu'avec le maximum de vraisemblance la différenciation entre certaines classes telles que 'eaux profondes', 'bois mort' et 'urbain' est difficile, cela ne pose pas de problème au perceptron multicouches utilisé.

Plus récemment, cette méthode est appliquée dans [Gamba et al., 2007a ; Stasolla et al., 2006] à des couples d'images QuickBird acquises respectivement sur la région de Kalutara au Sri Lanka, avant et après le tsunami de décembre 2004, et sur la ville de Bam, avant et après le séisme de 2003. Les données multispectrales et panchromatiques de chaque scène sont utilisées ; les premières pour procéder à une classification rapide de la scène à l'échelle du pixel, les secondes pour segmenter la scène. Les deux produits sont alors fusionnés afin d'obtenir une classification de l'image basée sur des objets. Une régularisation des objets *bâti* est ensuite faite, sous l'hypothèse qu'ils présentent en réalité des bords droits. Les bâtiments ainsi extraits sur chaque image peuvent alors être comparés ; les auteurs espèrent ainsi obtenir des performances de détection de changements entre 81 % et 92 % (calculs non effectués dans l'article).

Analyse morphologique des bâtiments Comme évoqué précédemment, la morphologie des bâtiments joue un rôle prédominant dans la quantification visuelle des dégâts sur des images THR. Notons que, comme dans le cas de l'analyse de texture des bâtiments, cette approche sera difficile sur des images de moyenne résolution à l'échelle des bâtiments (en revanche, une détection de changements de morphologie à l'échelle d'un quartier peut dans certains cas être tout de même possible). Un critère qualifiant la compacité d'un bâtiment est particulièrement utilisé dans ce but. Dans [Chen et Hutchinson, 2005] le bâti est extrait sur chacune des images QuickBird du couple avant/après le séisme de Bam. Cette extraction se fait par l'opérateur morphologique d'ouverture, puis par seuillage ; la taille de la structure utilisée pour l'ouverture et la valeur du seuil sont déterminées par la construction d'une courbe ROC (Receiver Operating Characteristic). La méthode

employée nécessite cependant un découpage de chaque image en sous-images où les bâtiments sont orientés de la même façon et une analyse séparée de celles-ci. Les emprises de bâtiments étant extraites, les dégâts sur celles-ci sont ensuite évalués. L'utilisation de la corrélation ne donnant pas de résultat satisfaisant (nombreuses omissions et fausses alarmes), un indice de compacité est construit à partir de la variance des pixels des contours des bâtiments, qui est plus faible en cas de dégâts; cette opération nécessite, une fois de plus, de fixer une taille de fenêtre pour l'analyse de la variance et un seuil de décision. Les résultats qui classent les bâtiments en 5 classes de dégâts ne sont pas quantifiés, ni mis en comparaison avec une vérité terrain. Remarquons que l'utilisation répétée de seuils risque d'une part de nécessiter du temps à un opérateur, mais d'autre part de rendre cette méthode difficile à appliquer sur d'autres cas de catastrophes.

Analyse morphologique des ombres des bâtiments Les ombres induites par les bâtiments, et en particulier les changements de leur forme entre une image de référence et une image de crise, renseignent sur les changements et donc sur les dégâts probables que le bâtiment a subis. Dans [Vu et al., 2004], ces ombres sont donc extraites et leurs longueurs analysées. Les auteurs partent de l'hypothèse qu'un bâtiment endommagé aura une ombre plus courte que s'il ne l'était pas. L'extraction se fait sur chaque image par une méthode pixel à pixel. Puis les deux directions principales sont extraites et la longueur des ombres dans chaque direction est mesurée (figure 2.24a). La différence de longueur entre les deux images est calculée et un seuil de décision est déterminé manuellement à partir de la répartition des différences (figure 2.24b). Lors de l'application de cette méthode aux images QuickBird du séisme de Boumerdès, les résultats présentent un taux très élevé (80 à 90 %) d'omissions pour les bâtiments intacts à modérément endommagés, seuls les bâtiments très endommagés étant détectés avec un taux encore faible d'environ 45 %. Le mélange d'ombres issues de bâtiments et d'arbres a notamment posé problème. Les auteurs pensent qu'une discrimination efficace améliorerait les résultats finaux. Le cas de dégâts où seul le toit serait affecté (effondrement total ou partiel) n'est pas abordé. Enfin, remarquons qu'en milieu urbain dense, les ombres ne sont pas nécessairement entièrement visibles, ou peuvent être déformées par d'autres bâtiments ou par un relief variant rapidement. À la vue de leurs résultats, les auteurs recommandent d'intégrer cette analyse dans une méthode complète d'analyse de dégâts à partir d'images THR, plutôt que l'utilisation de celle-ci seule.

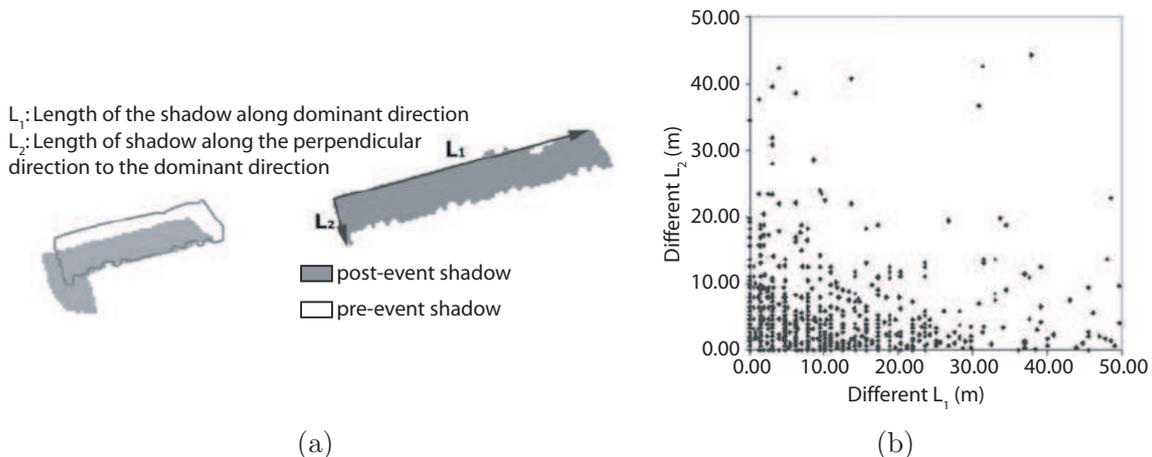


FIG. 2.24 – Dans [Vu et al., 2004], les ombres sont extraites des images QuickBird, et leurs longueurs dans la direction de l'ensoleillement et la direction perpendiculaire sont mesurées. (a) Mesure des deux longueurs principales de l'ombre sur chaque image – (b) Répartition des ombres en fonction des différences de longueur dans ces directions dans le cas de Boumerdès. D'après les auteurs, un changement supérieur à un certain seuil d'une des mesures indiquerait des dégâts.

Segmentation et classification de l'image de crise Dans [Bitelli et al., 2004], un couple d'images QuickBird recalées portant sur le séisme de Boumerdès est utilisé. L'image de crise est segmentée et classée, afin d'en extraire le bâti. Un indice de changement (différence maximale absolue sur les images multispectrales ou ratio après/avant sur les images panchromatiques) est alors calculé pour quantifier les dégâts sur les bâtiments avec pour référence l'échelle EMS (niveaux 0, 3, 4 et 5). Les résultats de cette méthode sont comparés avec ceux d'une analyse pixel à pixel. L'analyse par objets améliore les résultats, même si les segments ne sont pas exactement recalés (recalage par rapport au sol uniquement). Dans le cas d'un recalage exact, si les bâtiments intacts sont moins bien classifiés qu'avec l'analyse pixel à pixel, ceux correspondant aux degrés EMS 4 et 5 le sont plus efficacement. Le recalage des images consistant à utiliser un point d'amer sur chaque toit de bâtiment semble fonctionner convenablement, et s'il était réalisable de façon automatique grâce à une segmentation et une classification efficaces de chaque image, il pourrait constituer une solution pour l'analyse multitemporelle d'images THR.

Segmentation de l'image de référence et classification de l'image de crise Cette méthode de détection de dégâts présentée dans [Gusella et al., 2005] utilise un couple d'images THR QuickBird avant/après. L'image de référence sert à extraire le bâti. Ceci est réalisé avec l'aide du logiciel eCognition dédié à la segmentation et à la classification d'images. L'image de crise est utilisée pour quantifier le degré de dégâts sur chacun des bâtiments. Pour cela, elle est recalée sur l'image de référence à l'aide d'un ensemble de points d'amer. La superposabilité supposée des deux images permet alors d'obtenir l'emprise du bâti sur l'image de crise. La détection de dégâts se fait par la méthode supervisée des k-plus-proches-voisins. La méthode est appliquée au séisme de Bam. La figure 2.25 illustre chaque étape de celle-ci sur un extrait des images. Les performances sont évaluées sur un ensemble de 136 bâtiments. La segmentation est réalisée avec succès, les auteurs annonçant une performance de 82,5 %. La classification des dégâts "intact/détruit" atteint une performance de 70,5 % parmi les bâtiments détectés. La performance globale est donc égale à 58,2 %. Le cas de Bam est cependant favorable en ce qui concerne le recalage précis des images. En effet, la faible hauteur des bâtiments a l'avantage de ne pas engendrer d'erreur de recalage importante du sursol, et notamment des bâtiments, par rapport au sol. Ce problème n'est pas négligeable sur d'autres cas ; la méthode n'est donc pas facilement généralisable.

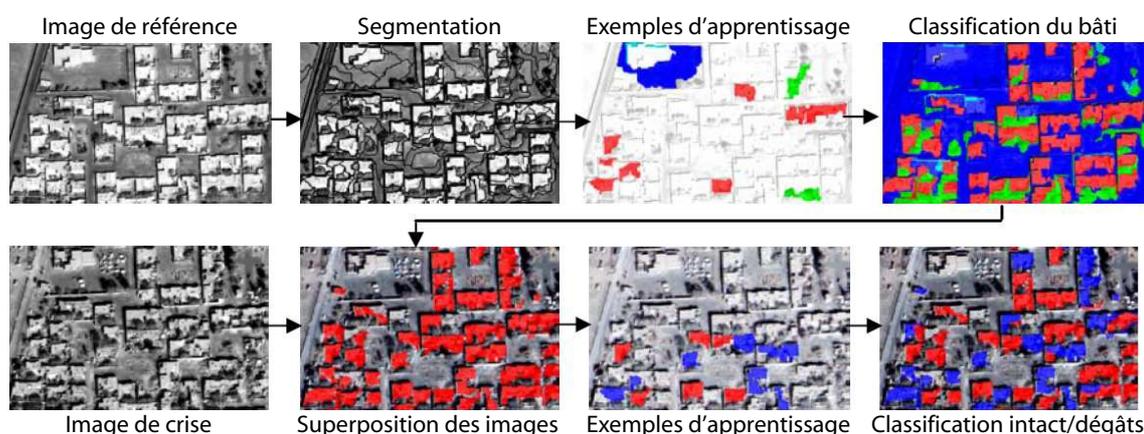


FIG. 2.25 – Démarche proposée dans [Gusella et al., 2005] pour la détection de dégâts sur des images QuickBird suite au séisme de Bam : après une extraction du bâti de l'image de référence par segmentation de celle-ci, le bâti est récupéré par superposition sur l'image de crise recalée sur l'image de référence ; les segments bâti sont enfin classés par classification supervisée.

2.4.2 Analyse monotemporelle

La détection et la quantification de dégâts sur le bâti à partir d'une seule image de crise sont réalisables grâce à différents critères [Chiroiu, 2003]. Les premiers concernent les toits des bâtiments qui présentent en cas de dégâts d'une part une plus grande hétérogénéité radiométrique que ceux des bâtiments intacts, d'autre part des irrégularités sur leur contour. Par ailleurs, si le toit ne présente pas de signe de dégâts, l'absence ou la taille anormalement petite en comparaison des bâtiments voisins de l'ombre issue d'un bâtiment indique que celui-ci peut s'être effondré sur lui-même.

L'avantage de ce type d'analyse est bien sûr de ne pas nécessiter une image de référence. On s'affranchit ainsi des problèmes de recalage d'images, et de ceux directement liés à la comparaison d'images (variations des conditions climatiques, changements naturels, etc.). Cependant, si certains dégâts seront facilement identifiables, d'autres le seront moins – voire pas du tout, notamment en milieu urbain dense (figure 2.10). Ainsi, la gravité des dégâts pourrait être sous-estimée, en comparaison avec une analyse multitemporelle [Saito et al., 2005].

Comme pour l'analyse multitemporelle, on distingue deux grandes catégories de méthodes, d'une part celles travaillant à l'échelle du pixel, d'autre part celles basées sur des objets.

Analyse à l'échelle du pixel

Dans le cas d'une analyse monotemporelle, les méthodes d'analyse à l'échelle du pixel rencontrent moins de difficultés que lors de l'analyse multitemporelle. Les problèmes liés à des changements non pertinents, et particulièrement à des erreurs de recalage, sont évités. Une analyse à l'échelle du pixel ne tient pas compte de l'organisation spatiale des pixels.

Classification thématique La classification thématique s'appuie uniquement sur une image post-événement, sur laquelle on applique une méthode de classification supervisée, en supposant que les caractéristiques spectrales suffisent à la discrimination. Parmi les différentes classes identifiées, les bâtiments intacts sont distingués des gravats et/ou de la poussière générés par les destructions des bâtiments.

L'objectif proposé dans [Mitomi et al., 2002] est de produire une classification supervisée des pixels à l'aide de données SIG, puis d'utiliser une classification par le maximum de vraisemblance. Quatre cents pixels pour chacune des 3 classes de dégâts sont utilisés. La méthode de classification finale se fait à l'aide d'une fenêtre sur laquelle est calculé le ratio R_{px} de pixels classés initialement comme *dégâts importants* par rapport au nombre total de pixels de la fenêtre. Plus ce ratio est grand, plus les dégâts sont importants. Les données utilisées sont des images MSS composées de 12 bandes s'étalant du visible à l'infrarouge et ayant une résolution de 8 m. L'utilisation d'indices (CTT et NDVI) à partir de ces bandes a permis de masquer les nuages, la végétation et la mer, afin de n'étudier que les zones urbaines. Le résultat, présenté en figure 2.26 en comparaison avec une vérité-terrain, est jugé par les auteurs comme étant plutôt en accord avec celle-ci et permettant de détecter les dégâts très importants. Cependant, aucun résultat quantitatif n'est fourni. Les auteurs identifient deux grandes classes de dégâts à partir du R_{px} ($\geq 25\%$ en rouge ; $\geq 10\%$ en jaune) qu'ils mettent en correspondance avec des bâtiments effondrés et des dégâts très lourds. Si les premiers semblent visuellement bien détectés, les seconds présentent un taux de fausses alertes important. Les dégâts plus légers ne sont pas détectés, peut-être à cause de la résolution spatiale du capteur utilisé.

Concernant l'imagerie THR, plus la résolution des images augmente, moins l'hypothèse d'homogénéité radiométrique des pixels d'une classe dans une même image est vérifiée. Ceci est dû à l'augmentation de l'influence de petits éléments composant un même objet : un bâtiment, dont le toit est visible par télédétection, peut compter une cheminée, des ombres, une fenêtre... La classification thématique à l'échelle du pixel d'images très haute résolution aboutit ainsi souvent à de nombreuses confusions. [Rathje et Crawford, 2003] ont proposé à partir des caractéristiques spectrales

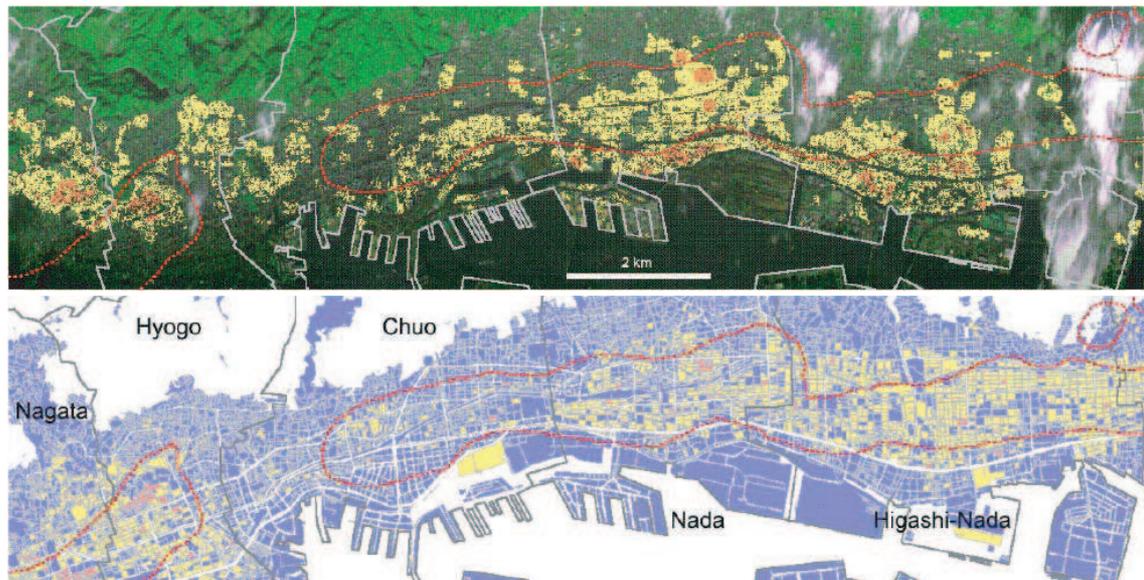


FIG. 2.26 – Estimation des dégâts importants sur les bâtiments par classification thématique [Mitomi et al., 2002]. (en haut) Résultats : estimation des régions fortement endommagées – orange : $R_{px} \geq 25\%$; jaune : $25\% > R_{px} \geq 10\%$ – (en bas) Résultat de l'enquête de terrain sur les dégâts sur les bâtiments – orange = bâtiments détruits ; jaune = bâtiments sévèrement endommagés. Les zones les plus fortement touchées sur la vérité-terrain ressortent sur l'image de classification. En revanche, beaucoup de fausses alarmes en jaune sont également constatées.

des images QuickBird de Boumerdès une classification thématique avec des résultats quantitatifs suivants pour la classe correspondant aux dégâts : 20 % d'omission, 66 % de commission (fausse alarme). Le résultat est montré en figure 2.27, en comparaison avec l'image QuickBird initiale. Le résultat présente beaucoup de fausses alarmes, par exemple en présence de voitures (sur la route ou autour des bâtiments). Cela crée un bruit qui rendrait l'analyse à l'échelle d'une ville entière difficile.

De même, dans [Miura et al., 2006], la classification d'une image QuickBird acquise à la suite du tremblement de terre de Yogyakarta (Indonésie) de 2006 montre que seules les régions sévèrement touchées sont détectées, ainsi qu'une importante confusion entre la classe "briques" sensée indiquer des dégâts et les classes "sol nu" et "route".

Analyse des bords Dans [Mitomi et al., 2001], la détection de dégâts sur une image aérienne de télévision acquise lors du séisme du Bhuj est étudiée. L'image est filtrée par un filtre de Prewitt permettant une détection des bords dans huit directions. Pour chaque pixel, un vecteur de six indices est alors extrait, contenant la teinte, la saturation et la brillance de l'image RGB, l'intensité des contours détectés par le filtre, sa variance et l'uniformité de sa direction. La classification supervisée des pixels de l'image est réalisée par le maximum de vraisemblance, après avoir procédé à une Analyse en Composantes Principales.

Dans [Matsuoka et al., 2004], la même démarche est appliquée à des images Ikonos et QuickBird, acquises à la suite du séisme de Bam. Les résultats sont, selon les auteurs, relativement bien en accord avec les enquêtes faites sur le terrain. Cependant, les résultats obtenus à partir des deux capteurs montrent de nettes différences. Ceux obtenus à partir d'Ikonos (figure 2.28a) font ressortir beaucoup plus de dégâts, y compris dans les zones ne comportant que peu de dégâts selon la carte du National Cartographic Center of Iran. Les résultats à partir de l'image QuickBird (figure 2.28b) semblent meilleurs ; la partie centrale de l'image ressort davantage, conformément à la vérité-terrain (figure 2.28c). Cependant, ce résultat a nécessité une correction de l'image multispectrale à l'aide de

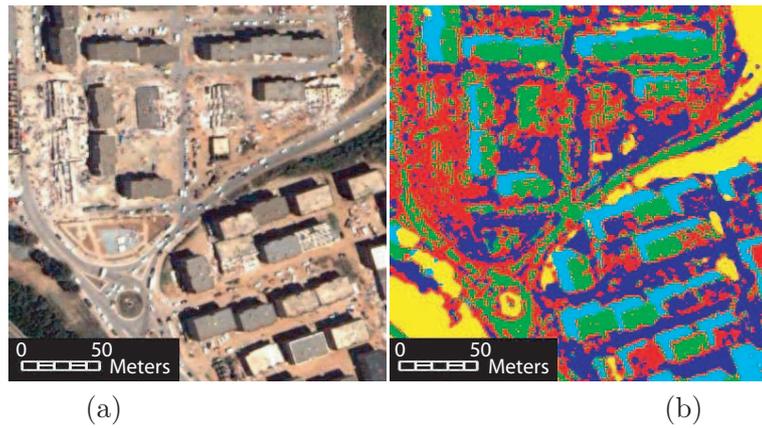


FIG. 2.27 – Classification thématique avec 5 classes [Rathje et Crawford, 2003] – Rouge = dégâts, Vert = asphalté et toits intacts, Bleu = sol, Jaune = végétation, Cyan = ombres. (a) Image QuickBird de référence. – (b) Résultat de la classification. La classification présente un grand nombre de fausses alarmes (66 %), particulièrement dues à des confusions avec les pixels de forte réflectance (sol, voiture, voire toitures de couleur claire).

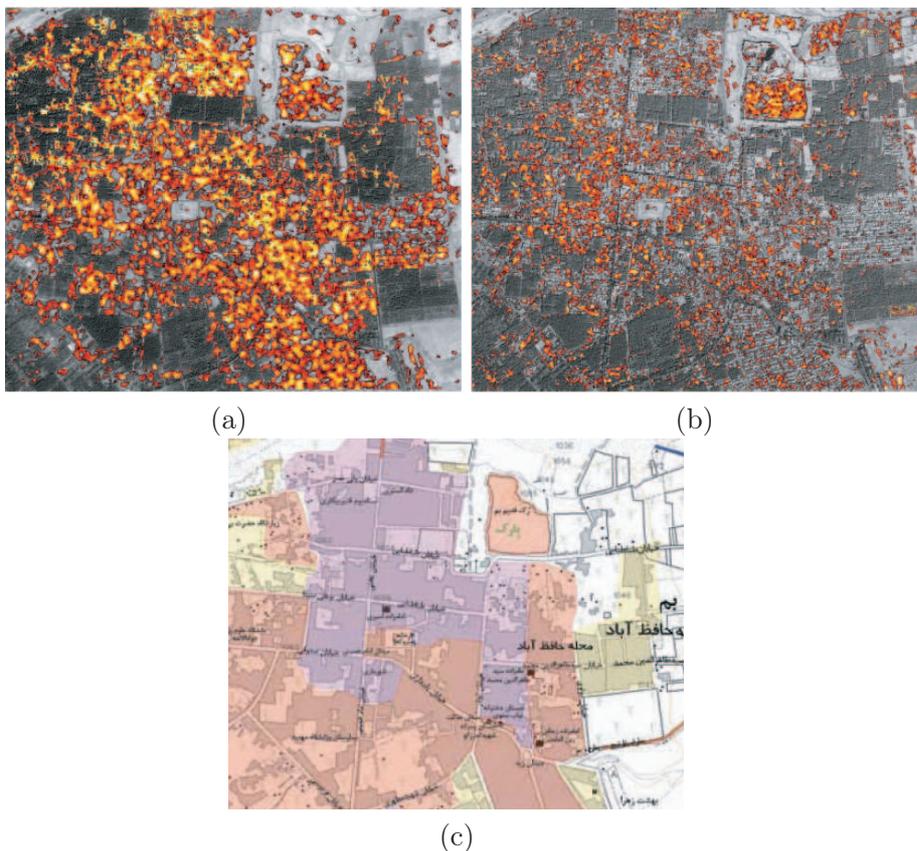


FIG. 2.28 – Quantification de dégâts à la suite du séisme de Bam par analyse des bords [Matsuoka et al., 2004]. – (a) À partir de l'image Ikonos – (b) À partir de l'image QuickBird – (c) Carte de dégâts produite par le National Cartographic Center of Iran et servant de vérité-terrain. Jaune = 20 à 50 % destruction ; rouge = 50 à 80 % destruction ; violet = 80 à 100 % destruction. Beaucoup plus de dégâts sont détectés à partir de l'image Ikonos qu'à partir de l'image QuickBird. Sur les résultats de la première, il est difficile de repérer différents degrés de dégâts ; sur ceux de la seconde, une zone ressort particulièrement : la citadelle (en haut à droite), qui a été totalement détruite.

l'image Ikonos, à défaut de quoi très peu de dégâts sont détectés.

Analyse de texture : demi-variogramme L'analyse de texture par demi-variogramme est testée sur le cas de Bam dans [Saito et Spence, 2004], à partir d'une image panchromatique post-séisme. Les pixels de l'image sont classés (classification supervisée) à partir de l'information fournie par le demi-variogramme et de l'information spectrale de l'image multispectrale correspondante. Le résultat de la classification est montré en figure 2.29. Quinze classes ont été définies, dont 4 correspondant à des débris (couleurs saumon à rose). Le résultat montre de nombreuses confusions entre les 4 classes de débris, mais également entre les débris et les autres classes. Les résultats, non quantifiés par les auteurs, semblent donc peu satisfaisants. Par ailleurs, les auteurs s'interrogent sur une standardisation possible des différentes classes, ainsi que sur celle des mesures de texture d'un cas de catastrophe à l'autre, en fonction du type de bâti, soulignant la nécessité de conduire des études supplémentaires.



FIG. 2.29 – Classification par analyse de texture à l'aide des demi-variogrammes à partir des bandes multispectrales [Saito et Spence, 2004] sur la ville de Bam. (a) Image de crise utilisée pour la classification – (b) Résultat de la classification des pixels. Parmi des classes définies, les pixels classés comme débris sont en couleur saumon à rose (4 classes distinctes) : ils sont très présents dans toute l'image, correspondant à de réels dégâts ou non.

Analyse basée sur les objets

Analyse des ombres sur le bâti L'hétérogénéité radiométrique sur le bâti, engendrée par les dégâts, est due à l'apparition d'ombres sur le toit des bâtiments, créées par l'effondrement partiel du toit ou des murs. C'est cet aspect des dégâts qui est examiné dans [Xinjian et al., 2004]. L'image de crise utilisée a été acquise par Ikonos à la suite du séisme de Bhuj. Partant de l'observation que les niveaux de gris du bâti sont plus élevés que dans le reste de l'image, le bâti est segmenté à partir des valeurs de radiométrie des pixels. Les contours fermés du bâti dans l'image et des trous sur celui-ci sont ensuite extraits. Les auteurs ont empiriquement choisi d'estimer le degré de dégâts à partir du nombre de trous sur chaque région *bâti* extraite, et le ratio entre l'aire des trous d'une région et celle de cette même région. Les performances de cette méthode, dont le résultat est présenté en figure 2.30, sont difficiles à évaluer, même visuellement, notamment parce qu'on ne dispose pas de vérité-terrain. La segmentation du bâti ne semble pas optimale, en particulier à cause de confusions entre les bâtiments et le sol ; ceci cause des fausses alarmes ainsi que des omissions. Les deux principaux problèmes rencontrés mis en avant par les auteurs sont la sélection d'un seuil pour segmenter le bâti, et le choix des paramètres d'évaluation des dégâts adaptés à un cas d'étude. Ajoutons à cela que la sélection du bâti à partir de la radiométrie de l'image n'est que rarement adaptée, et pourrait par exemple être avantageusement complétée par une analyse morphologique.

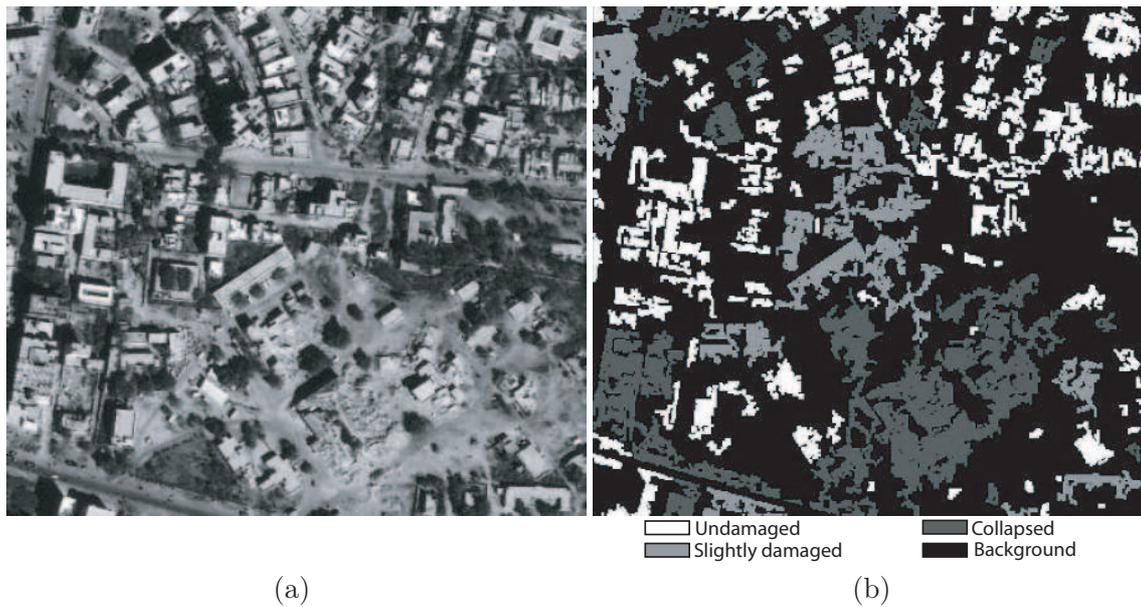


FIG. 2.30 – Analyse des trous sur les toits du bâti [Xinjian et al., 2004]. (a) Extrait de l'image Ikonos de Bhuj à la suite du séisme – (b) Résultats obtenus.

Analyse morphologique des toits L'analyse morphologique, grâce à sa capacité à détecter des objets comme les toits et à analyser par exemple leur forme et leur texture, est une technique potentiellement intéressante pour l'analyse de dégâts sur des images très haute résolution. Dans [André et al., 2003], une méthodologie d'analyse basée sur la morphologie est proposée. La première étape consiste à extraire l'empreinte du bâti à l'aide d'un *white top-hat*, et d'en déduire son enveloppe convexe (figure 2.31a). Des critères tels que la compacité, le périmètre ou l'aire sont utilisés pour déterminer si le bâtiment a subi des dégâts (figure 2.31b). Les résultats d'extraction du bâti obtenus sur une image de crise Ikonos du séisme de Bhuj semblent satisfaisants : la plupart des bâtiments sont détectés. Concernant la détection de dégâts, les auteurs ont choisi de minimiser le taux de fausses alarmes (bâtiments intacts classés "détruits") et l'annoncent inférieur à 1 % avec des seuils décidés manuellement. En revanche, on ne connaît pas le taux d'oublis correspondant ; celui-ci est probablement nettement plus élevé. Cette méthode nécessite l'utilisation de seuils favorisant une minimisation du taux de fausses alarmes ou du taux d'oublis pour une scène, et qui peuvent donner des résultats très différents sur d'autres scènes. De plus, un des coauteurs, dans [Chiroiu, 2003], souligne à propos des mêmes travaux la difficulté à extraire le bâti.

Classification supervisée Proposée dans [Gamba et al., 2007c], cette méthode consiste à utiliser la richesse spectrale des bandes multispectrales et la précision spatiale de l'image panchromatique d'une scène QuickBird acquise à la suite du séisme de Bam. L'image multispectrale est classée à l'échelle du pixel de façon non supervisée par la méthode ISODATA, afin de décrire quatre classes : bâtiment, sol, arbre et ombre/route. En parallèle, l'image panchromatique est segmentée par un algorithme de lignes de partage des eaux ; des informations *a priori* sur la scène et basées sur une analyse morphologique sont utilisées. Le résultat de la segmentation est débruité par des opérations morphologiques spécifiques à chaque classe (érosion, suppression de segments inférieurs ou supérieurs à un seuil fixe). Le résultat final de la segmentation de l'image panchromatique va servir à réduire le bruit spectral en assignant à chaque segment la classe correspondant à celle qui est la plus représentée parmi les pixels de l'image multispectrale classée (vote majoritaire).

La détection de dégâts est ensuite menée à l'aide d'un Système d'Information Géographique (SIG) présenté dans [Yamazaki et al., 2005]. Il contient notamment les coordonnées géographiques pour

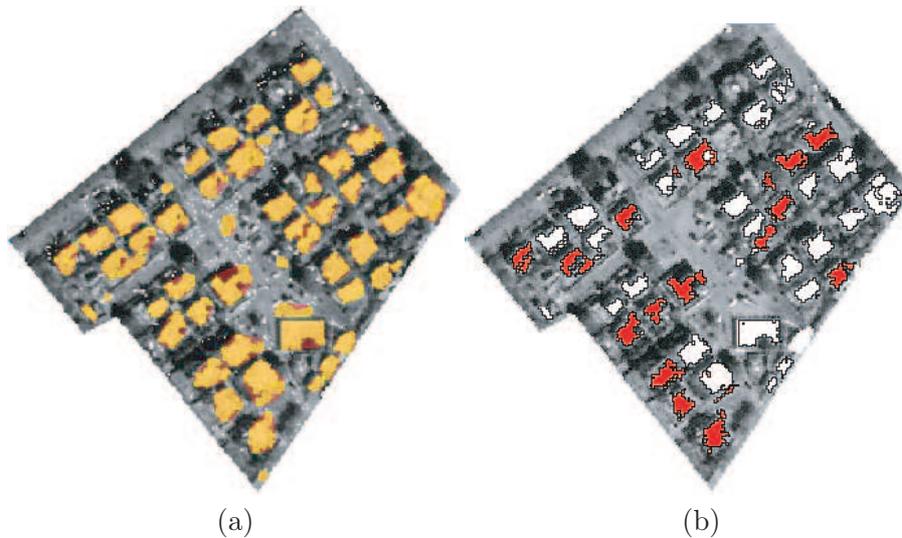


FIG. 2.31 – Détection de dégâts par analyse morphologique des toits [André et al., 2003]. (a) Contours des bâtiments (jaune) superposés sur leur enveloppe convexe (rouge) – (b) Classification automatique des bâtiments endommagés (rouge) et intacts (blanc). Peu de bâtiments intacts sont classés comme détruits, au détriment d'un taux plus élevé d'oublis.

chaque bâtiment qui était présent avant le séisme. Pour chaque bâtiment reporté dans le SIG, on regarde dans le résultat de la classification si un bâtiment est situé à cet endroit. Dans le cas contraire, le bâtiment correspondant a sans doute été détruit lors du séisme. Une performance globale sur la ville égale à 76 % est obtenue par cette méthode, en distinguant les bâtiments intacts ou partiellement affectés d'une part, et les bâtiments fortement détruits d'autre part. Un extrait de l'image de résultat est présenté en figure 2.32. Les bâtiments classés intact ou partiellement détruits portent un point bleu, tandis que les bâtiments détruits sont en rouge.

L'amélioration des résultats avec cette méthode par rapport aux méthodes d'analyse monotemporelle proposées précédemment montre que l'utilisation de données auxiliaires telles qu'un SIG est bénéfique. Elle permet d'aider l'analyse des images, non plus en tentant de détecter un "dégât", mais par extraction du bâti sur l'image de crise et comparaison avec un état de référence.

2.4.3 Conclusion sur l'état de l'art

Nous récapitulons ici les principales difficultés rencontrées dans les méthodes de détection de dégâts existantes.

L'analyse de la qualité des résultats des méthodes décrites précédemment semble difficile, puisqu'elle est rarement présentée. Cela est en partie dû à la rareté des vérités-terrain. Par ailleurs, l'absence d'échelle de dégâts unique associée à un type d'évènement rend difficile une évaluation des performances par comparaison. Cela a notamment pour conséquence l'impossibilité de comparer deux approches différentes, et d'évaluer les avantages et les inconvénients de chacune. Durant cette thèse, un important travail d'évaluation de la qualité des résultats des méthodes de quantification de dégâts est effectué. Un protocole standard, applicable à toute méthode, est pour cela proposé.

L'analyse monotemporelle n'a pas donné jusqu'à présent de résultats satisfaisants, notamment en ce qui concerne la généralisation des méthodes. En effet, ne disposant pas de données de référence, une classification supervisée des données (pixels ou régions) est nécessaire. L'aspect d'un dégât est très variable d'un cas de catastrophe à l'autre, mais aussi, à la vue des résultats présentés dans la littérature, au sein d'une même catastrophe. Il est sans doute fonction du type de bâtiment (matériaux, âge, méthode de construction) et de son environnement. Nous nous intéresserons donc à



FIG. 2.32 – Résultats de la détection de dégâts à partir d’une classification de la scène et d’un SIG pour la ville de Bam pointant l’emplacement des bâtiments de la ville avant la catastrophe. En bleu sont représentés les bâtiments détectés intacts ou partiellement détruits; et en rouge les bâtiments très endommagés, chacun correspondant, à la suite du séisme, à un ensemble de pixels (segment de l’image) associés majoritairement à une classe différente de “bâti” par classification ISODATA.

des méthodes de quantification de dégâts basées sur une analyse multitemporelle.

L’amélioration de la résolution des images apporte une information plus riche. Cependant, dans le cadre de l’analyse multitemporelle, meilleure est la résolution, plus nombreux sont les changements observables entre les données. Le recalage des images THR n’a pas encore trouvé de solution satisfaisante. Il est surtout difficile pour des images prises dans des conditions différentes (angles d’acquisition et d’illumination, saison) qui créent des changements sans intérêt, voire des zones d’occultation cachant des objets d’intérêt. Par ailleurs, les mouvements (apparition, disparition) d’éléments viennent “bruiter” les images. Ces problèmes pourraient trouver une réponse dans l’utilisation d’informations supplémentaires (modélisation précise du relief et du sursol, cadastre) et dans le filtrage des éléments sans intérêt. Les Modèles Numériques d’Élévation (MNE) rendant compte de l’élévation du sursol sont encore rares, mais le développement des possibilités d’acquisition de couples d’images stéréoscopiques par les satellites ouvre des perspectives intéressantes pour leur généralisation. Les cadastres à jour sur une zone donnée existent par exemple en France; à l’échelle mondiale, ils sont disponibles de façon inégale, mais leur utilisation tend à se généraliser. Le filtrage des objets d’intérêt est délicat, les méthodes de segmentation d’images demandant encore un paramétrage lourd et dépendant de l’application. Nous choisissons, dans le cadre de cette thèse, une analyse orientée-objet; les objets considérés sont les toits des bâtiments. L’approche choisie pour obtenir ces données (MNE, cadastre ou segmentation) ne fait pas l’objet de cette thèse. Nous proposons une méthode de recalage de ces objets. Son efficacité est évaluée à travers le protocole proposé. Dans le cas où on ne peut pas contraindre les angles d’acquisition des images, les informations dans les zones d’occultation sont en revanche perdues.

Enfin, l’efficacité d’une méthode de détection de dégâts dépendra de la relation entre d’une part la taille et l’amplitude des changements recherchés, et d’autre part la résolution spatiale et la qualité radiométrique des images. Pour certaines méthodes, la taille de l’unité analysée (par exemple la taille de la fenêtre glissante ou la taille de l’objet) conditionne leur sensibilité à des changements de petite

surface ou amplitude. L'utilisation d'indices caractérisant les dégâts adaptés est donc nécessaire. Durant nos travaux de thèse, différents indices sont testés et leur capacité à caractériser efficacement les dégâts est évaluée par le protocole proposé.

Chapitre 3

Protocole d'évaluation de la qualité des résultats

3.1 Validation

Les méthodes de quantification de dégâts rencontrées dans l'état de l'art présentent rarement des résultats quantitatifs de leurs performances. C'est pourquoi il est difficile de les comparer et d'identifier leurs points forts ou faibles. Il y a plusieurs raisons à cela. La première est le manque de référence telle qu'une vérité-terrain : ce type d'enquête est rarement réalisé, en tout cas de façon exhaustive. Les cartes de dégâts proposées par exemple par un organisme de cartographie rapide dans le cadre de la Charte Internationale peuvent servir de référence. Cependant, elles sont réalisées dans des conditions souvent difficiles : dans des délais courts, ce qui laisse la place à des erreurs ou oublis, et sur des images de résolution moyenne sur lesquels il est difficile de différencier un dégât d'un changement *naturel* non pertinent. L'utilisation d'images THR permet dans le cadre d'une analyse du bâti de s'affranchir assez largement de ce deuxième aspect : les changements et dégâts sont plus facilement interprétables et identifiables.

Nous nous servons donc des images THR pour construire des bases de données, que l'on assimile à des vérités-terrain. Une première base de données donne une information supplémentaire pour exploiter des données THR : il s'agit du contour des toits des bâtiments qui sont analysés pour quantifier les dégâts sur chaque bâtiment. Deux autres bases de données, construites à partir de la première, donnent une évaluation des performances de notre approche à l'issue des deux étapes importantes : le recalage des données et l'évaluation des dégâts sur le bâti.

3.2 Bases de données

Trois bases de données ont été construites dans le cadre de cette étude pour chacun des cas-test. La première, dite *base de données de référence*, est utilisée comme donnée d'entrée pour les méthodes de quantification de dégâts testées. La seconde et la troisième, respectivement désignées *base de données des décalages* et *base de données d'évaluation*, servent à quantifier la qualité des résultats des méthodes.

3.2.1 Base de données de référence

Nous avons choisi de nous intéresser à l'information contenue sur les toits des bâtiments, de façon à nous affranchir des changements observables sur les images THR mais non liés à des dégâts (activité humaine, changements saisonniers). Cette approche est motivée par les conclusions de [Bitelli et al., 2004 ; Gamba et al., 2007b], où il est montré que pour la détection de dégâts l'utilisation d'un SIG afin de limiter l'analyse aux zones d'intérêt améliore significativement les résultats finaux. Nous

supposerons donc disposer de l'information de l'emprise des toits des bâtiments, mais dans une image de référence uniquement. Cela conduit à effectuer préalablement à tout traitement une sélection des objets dans l'image de référence. Si cela représente un traitement supplémentaire, notons qu'il peut être effectué de façon préventive dans les zones à risques (fort aléa sismique par exemple), ou en attendant l'acquisition de l'image de crise qui servira pour la détection de dégâts ; dans l'hypothèse où l'image de référence est disponible plusieurs heures avant celle de crise, ce travail n'entraînera pas nécessairement une perte de temps. De plus, ce travail n'est à effectuer qu'une seule fois, même dans le cas de l'analyse de plusieurs images de crises acquises successivement pour faire un suivi dans le temps. Le résultat de cette sélection est intégré à une *base de données de référence*, qui sert de point de départ aux méthodes de quantification de dégâts qui sont proposées.

Cette sélection peut se faire de différentes façons, du traitement manuel au traitement automatique. Le choix de la méthode dépend du temps disponible, des images disponibles (résolution spatiale notamment), et de la disponibilité éventuelle d'autres données. Le résultat de la sélection est constitué, pour chaque bâtiment, des coordonnées géographiques des sommets du polygone représentant son emprise dans l'image de référence.

Segmentation manuelle

C'est la méthode la plus simple, puisqu'elle ne dépend que de l'analyse visuelle des images. Le résultat est par nature en accord avec ce qui est attendu mais c'est sans doute également le traitement le plus long, notamment quand on se place en milieu urbain dense. Dans un cadre d'une catastrophe naturelle, cette méthode d'extraction du bâti n'est généralement faisable que pour de petites zones d'étude. Si une image de crise est déjà disponible, une analyse manuelle de changements est alors conduite en même temps ; dans le cas contraire, cette segmentation manuelle ne constitue pas une perte de temps.

Dans des régions sujettes à un fort aléa de catastrophe majeure (aléa sismique par exemple), certaines initiatives se développent afin de préparer des données pour la gestion d'une catastrophe à venir. Le travail présenté dans [Mansoury et al., 2007] appliqué à la ville de Téhéran en est un exemple. Dans ce cadre, une segmentation manuelle est également envisageable, malgré l'aspect fastidieux du travail.

C'est la méthode qui a été choisie dans le cadre de cette étude. Nous avons identifié pour chaque cas des zones d'intérêt, c'est-à-dire contenant des bâtiments touchés à divers degrés, et extrait dans ces zones les bâtiments. Notons que cette extraction systématique dans une zone donnée conduit cependant à un nombre variable de bâtiments appartenant à chaque degré de dégâts. Dans certains cas, nous avons extrait des bâtiments situés dans d'autres zones de la ville, afin de tenter d'obtenir une certaine représentativité en nombre de bâtiments dans chaque classe.

Segmentation (semi-)automatique

Ces méthodes d'extraction de bâti ont d'abord été appliquées en télédétection à des images aériennes. Plus récemment elles ont été testées ou développées pour des images satellite THR, grâce aux lancements des satellites "nouvelle génération" ayant une résolution spatiale suffisante.

Des méthodes utilisent des couples, voire des triplets, d'images optiques acquises successivement dans un temps très court avec des angles d'acquisition sensiblement différents (stéréoscopie). Une revue de ce type de méthodes est proposée dans [Scharstein et R.Szeliski, 2002]. Ces méthodes conduisent à l'élaboration d'une nappe de disparité, puis d'un Modèle Numérique d'Élévation (MNE), et enfin, après filtrage, au bâti [Girard et al., 1998 ; Cord et Declercq, 2001]. Par interférométrie radar à partir d'un couple tandem, il est également possible d'obtenir un MNE (par exemple [C. Tison et Maître, 2004]). Cependant, nous supposons que, actuellement, disposer d'un couple stéréoscopique ou tandem d'images acquises avant une crise non prévisible comme une catastrophe naturelle est peu réaliste ; ceci est conforté par les archives de capteurs tels que QuickBird ou Ikonos, où il est

observé que la large majorité des images disponibles n'a pas été acquise en mode stéréoscopique. L'obtention d'un MNE à partir d'images acquises à des dates différentes est possible mais délicate à ces résolutions, à cause des nombreux changements observables, notamment en milieu urbain. Nous nous intéressons donc plus particulièrement à des méthodes n'utilisant qu'une seule image de référence. Ces méthodes se basent sur une segmentation de l'image de référence.

La segmentation automatique ou semi-automatique a l'avantage de ne nécessiter qu'une intervention réduite de l'opérateur et/ou d'accélérer les temps de traitement, en comparaison avec une extraction manuelle. Il n'existe pas actuellement de méthode universelle et leur efficacité dépend fortement de la zone traitée. Des paramètres doivent souvent être réglés minutieusement pour être adaptés à chaque scène ; par ailleurs, certaines méthodes requérant un paramétrage plus rapide feront appel à des connaissances *a priori* plus nombreuses ou plus fortes (forme des bâtiments par exemple). Les taux d'omission et de commission (ou fausses alarmes) sont habituellement utilisés pour évaluer l'efficacité de l'extraction en termes de localisation ; la qualité de l'extraction (taille, forme des segments) en comparaison avec le résultat attendu est également estimée.

Des revues sur le sujet peuvent être trouvées dans [Baltsavias, 2004 ; Mayer, 1999 ; Gruen, 1998 ; Guindon, 1997]. Différentes approches y sont rapportées ; en voici quelques exemples.

Détection de contours Une approche souvent utilisée [Haverkamp, 2004 ; Kim et Muller, 1995 ; Kim et al., 2004 ; Tian et al., 2003] se base sur la détection préalable des contours (calcul du gradient, filtre Laplacien, de Canny [Canny, 1986], de Nevatia-Babu [Nevatia et Babu, 1980], algorithme génétique...) ou des lignes (transformée de Hough) dans l'image. Les contours sont ensuite chaînés sous certaines hypothèses, souvent pour détecter des bâtiments de forme rectangulaire.

Contours actifs Les contours actifs, ou *snakes*, sont proposés dans la littérature pour détecter le bâti. Par construction, leurs résultats vont dépendre fortement de la qualité de l'initialisation. C'est pourquoi certains proposent une initialisation manuelle (méthode semi-automatique [Mayunga et al., 2005]) ; des approches automatiques sont également proposées pour segmenter l'image ; une étape de post-traitement pour distinguer le bâti du reste est alors nécessaire [Müller et Zaum, 2005].

Segmentation et classification par des logiciels dédiés Ces logiciels sont largement utilisés pour l'extraction du bâti, mais souvent pour des tâches plus complexes ; la détection de changements par exemple peut être intégralement réalisée avec ce type de logiciels. Une comparaison qualitative de plusieurs logiciels disponibles est faite dans [Meinel et Neubert, 2004] ; deux logiciels commerciaux (eCognition et InfoPACK), ainsi que le logiciel libre SPRING, semblent être les plus performants. Dans [Baatz et Schäpe, 2000], une méthode de segmentation multiéchelle est proposée ; c'est celle mise en œuvre par le logiciel eCognition, utilisé par exemple dans [Liu et al., 2005 ; Greiwe et Ehlers, 2005] pour la détection du bâti.

Differential Morphological Profile Cette approche, suggérée dans [Pesaresi et Benediktsson, 2001] puis approfondie dans [Benediktsson et al., 2003] est relativement récente. Elle se base sur une analyse morphologique multiéchelle, utilisant des ouvertures et fermetures avec des éléments structuraux de taille croissante. La dérivée du profil morphologique ainsi obtenu renseigne alors sur la taille et le type (clair ou foncé par rapport à son environnement) de structures présentes dans l'image. Cette méthode est appliquée par exemple dans [Jin et Davis, 2005 ; Shackelford et al., 2004]. On aboutit alors à une segmentation de l'image. Les segments sont ensuite classés selon différents critères (radiométriques ou morphologiques par exemple).

Enfin, on peut également citer les méthodes d'extraction du bâti se basant sur l'exploitation de données LIDAR [Haithcoat et al., 2001 ; Rottensteiner et Briese, 2002 ; Guo et Yasuoka, 2002]. Elles

permettent d'obtenir un MNE, puis, par filtrage, le bâti. Cependant, les mesures de hauteur par LIDAR se font lors de missions aéroportées et sont très coûteuses ; ces données sont donc rarement disponibles.

Nous déduisons de cette revue que les méthodes actuelles ne sont pas adaptables facilement à tous les cas. Le développement ou l'adaptation de méthodes nécessitant un important investissement de temps, il a été choisi de ne pas s'y consacrer dans le cadre de cette thèse.

Utilisation de données exogènes

Une autre façon de récupérer les emprises des toits des bâtiments est d'utiliser des données extérieures aux images. Des cartes ou des Systèmes d'Information Géographique (SIG) contenant l'emprise des bâtiments existent déjà pour des villes dans certains pays. Il peut s'agir en France de modèles créés par l'Institut Géographique National, mais plus largement dans le monde de cadastres de ville. Des cartes comportant l'emprise des bâtiments à différentes échelles peuvent également avoir été construites dans d'autres buts – mise en place de plan de développement urbain par exemple.

Deux difficultés majeures se posent lorsque l'on souhaite utiliser ces données. D'une part ces documents ne sont souvent pas régulièrement mis à jour. Cela pose évidemment des problèmes pour les bâtiments qui seraient apparus, auraient été modifiés ou détruits entre la date de création du SIG et celle de l'image de référence. D'autre part, ces cartes peuvent ne pas être ou être mal géoréférencées en fonction de la façon dont elles ont été obtenues. Dans tous les cas, on peut s'attendre à la nécessité d'un recalage de ces données sur l'image de référence.

Discussion

En conclusion de cette partie portant sur l'extraction des empreintes du bâti dans des images satellite THR, la question de la définition d'une segmentation "idéale" est abordée. En effet, en fonction de l'application visée, il est clair que la précision nécessaire pour cette extraction ne sera pas la même. Dans le cadre de la détection de dégâts, est-il important d'individualiser chaque bâtiment, même si plusieurs sont construits côte à côte ? Si l'objectif est de quantifier les dégâts à l'échelle d'un pâté de maisons, ou bien plutôt à l'échelle du bâtiment, la réponse pourra être différente. Dans tous les cas, il apparaît préférable que l'emprise des bâtiments ne contienne pas d'autre information, comme une cour ou une route qui séparerait deux bâtiments.

Par ailleurs, un bâtiment construit avec différentes hauteurs peut aussi être vu en télédétection comme un ensemble de plus petits bâtiments de hauteur uniforme. Une emprise globale ou un groupe d'emprises donnera des résultats similaires si les images sont acquises avec les mêmes angles : même si l'effet de parallaxe conduit à inclure par exemple des façades dans une emprise globale, la même information est retrouvée dans la seconde image. En revanche, dans le cas où les images n'ont pas les mêmes angles d'acquisition, les façades incluses dans une emprise globale n'auraient pas leur équivalent exact dans la seconde image ; un ensemble de sous-emprises dont chacune est liée à une partie du bâtiment à une hauteur donnée serait donc peut-être préférable.

Enfin, la sursegmentation d'un bâtiment due à de forts contrastes de radiométrie sur celui-ci est un problème courant dans les méthodes d'extraction automatique du bâti. Comme pour le cas précédent, il n'y a *a priori* pas d'inconvénient à ce qu'un seul bâtiment soit représenté par un ensemble de segments ; l'analyse des changements étant menée sur chaque segment, elle nous renseigne au final tout de même sur la présence ou non de dégâts. Cependant, plus les segments sont petits, moins ils contiennent une information spatiale riche ; cela rendra certainement la détection et la quantification de dégâts moins fiable.

Il existe donc une différence entre la délimitation "administrative" d'un bâtiment, et la délimitation souhaitable pour l'analyse d'image qui suit. Un compromis sur la taille finale des segments à obtenir est nécessaire. De grands segments portent plus d'informations (aidant par exemple au recalage des

données), mais aboutiront à une analyse des changements plus lisse, car moyennée sur un grand nombre de pixels. À l'inverse, des petits segments permettront une analyse à plus petite échelle, mais pourraient poser des difficultés pour la prise de décision.

3.2.2 Base de données des décalages

Cette base de données ne sert pas de donnée d'entrée aux méthodes de quantification de dégâts développées. Elle contient pour chaque toit de bâtiment de la *base de données de référence*, son décalage dans l'image de crise évalué visuellement par comparaison des deux images. Elle contient donc le même nombre d'éléments que la *base de données de référence*. Elle sera utilisée dans la suite pour évaluer la qualité du recalage des toits des bâtiments. Pour cela, le décalage de chaque toit, trouvé à l'issue de la phase de recalage automatique, sera comparé au décalage théorique contenu dans cette *base de données des décalages*. On pourra ainsi évaluer l'erreur de recalage (en pixel ou en mètre) pour chaque bâtiment ou pour des groupes de bâtiments.

3.2.3 Base de données d'évaluation et protocole

Tout comme la précédente, cette *base de données d'évaluation* sert à quantifier les performances finales de méthodes de détection de dégâts. Dans le cadre de cette thèse, elle est utilisée pour évaluer les résultats des méthodes que nous proposons. Elle associe à chaque bâtiment de la *base de données de référence* un degré de dégâts, par rapport à une échelle de référence choisie. Elle fait office de vérité-terrain, en l'absence d'enquête faite sur place. En fonction du cas étudié, cette échelle sera amenée à changer (cf. section 2.2.3 page 16).

Dans le cas d'un séisme, l'EMS sera utilisée. D'après nos propres observations, nous estimons que la plupart du temps les dégâts correspondant aux degrés 4 et 5 sur cette échelle peuvent être détectés sur des images THR en analysant le toit des bâtiments. Le degré EMS3 pourra être détecté, notamment en s'appuyant sur les changements au pied des bâtiments, mais avec une moins bonne confiance [Yamazaki et al., 2004 ; Yamazaki et al., 2005]. Les degrés EMS inférieurs (1 et 2) ne seront pas détectés sur les images THR actuelles : les bâtiments correspondants seront classés EMS0, équivalente à une classe "intact/dégâts non visibles". Pour les catastrophes de type explosion, une échelle plus simple sera utilisée : elle est basée sur les observations faites précédemment. Trois degrés de dégâts seront distingués : intact (incluant les dégâts non visibles), endommagé et détruit. Enfin, dans un cas de bombardement, on adoptera une classification binaire intact/détruit des bâtiments. Notons que pour les cas où l'échelle de dégâts adoptée compte plus de deux classes, il sera possible par la suite de combiner celles-ci. Par exemple, il est possible de procéder dans le cas d'un séisme à une classification binaire du type intact/détruit en considérant d'une part la classe EMS0 et en combinant d'autre part les classes EMS3, -4 et -5.

Quelle que soit l'échelle de dégâts considérée, la quantification de dégâts est toujours subjective. Il s'agit d'attribuer à un bâtiment un degré de dégâts selon certains critères décrits par l'échelle ; mais ces derniers ne décrivent pas toutes les situations. Il est inévitable d'observer des différences de diagnostic d'un analyste à un autre à partir des mêmes données. Ceci est d'autant plus vrai que les données à partir desquelles est faite l'évaluation diffèrent. [Yamazaki et al., 2005] ont comparé leur analyse visuelle des dégâts sur le séisme de Bam à partir d'images QuickBird à l'enquête-terrain menée par [Hisada et al., 2005]. L'échelle EMS est utilisée et [Yamazaki et al., 2005] montrent que dans le cas où quatre classes de dégâts sont distinguées, comme nous le faisons, l'accord entre leur évaluation visuelle et la vérité-terrain est d'environ 53 %. Les différences sont majoritairement dues à des confusions entre deux classes voisines : ces dernières représentent 75 % des erreurs totales. Même lors d'une enquête sur le terrain, supposée plus fiable, il est conseillé aux enquêteurs d'examiner les bâtiments de l'intérieur et de l'extérieur, car l'apparence extérieure peut être trompeuse [Grünthal et al., 2001]. Il est donc probable que notre évaluation visuelle à partir des images satellite THR présente des disparités avec d'autres évaluations. Soulignons que l'objectif des méthodes de quantification de

dégâts étudiées n'est pas d'obtenir des résultats en accord avec une enquête faite sur le terrain, mais plutôt d'approcher des performances obtenues par une analyse visuelle des mêmes images satellite.

Plusieurs approches sont possibles pour calculer les performances finales des méthodes de quantification de dégâts. La première consisterait à donner à chaque bâtiment analysé le même poids pour le calcul de la performance, quel que soit le degré de dégâts auquel il est associé ; partant du principe que les bâtiments contenus dans la base de données de référence sont représentatifs des classes de dégâts présents dans l'ensemble de l'image analysée, cela donnerait une performance directement associée à un cas-test. La seconde consisterait à donner à chaque classe de dégâts de l'échelle de référence le même poids, quel que soit le nombre de bâtiments concerné pour chaque classe ; cette approche montrerait davantage les capacités à discerner chaque degré de dégâts par rapport aux autres. Les deux méthodes sont équivalentes si chaque classe de dégâts contient le même nombre de bâtiments.

3.3 Cas-tests

La construction de données telles que les bases de données décrites précédemment est nécessaire pour étudier les résultats de l'application de la méthode proposée à un cas. Cela représente un travail long et souvent assez fastidieux : nombreux bâtiments à extraire, attribution d'un degré de dégâts à chacun selon des critères en partie subjectifs. Il n'est donc pas réalisable d'étudier de façon exhaustive tous les cas de catastrophes ayant eu lieu durant les quinze dernières années depuis l'apparition de la THR, même en se restreignant aux catastrophes pour lesquelles des données existent. Cinq cas de catastrophes ont donc été identifiés, selon plusieurs critères, et servent à valider les méthodes proposées. Une partie des bâtiments présents dans chaque cas ont été analysés, et un degré de dégâts leur a été attribué par comparaison visuelle des images THR. Ces cas sont décrits dans les sections suivantes.

Chaque cas-test choisi a fait l'objet d'un déclenchement de la Charte Internationale *Espace et catastrophes majeures* ou d'un travail d'UNOSAT. Cela a permis d'obtenir des informations sur les dégâts extérieurs aux images choisies et à notre propre analyse. D'autres raisons ont orienté le choix des cas-tests.

Certains ont été choisis car ils ont fait l'objet de plusieurs études similaires dans la littérature : c'est le cas du séisme de Boumerdès ou de celui de Bam. Les résultats obtenus sur ces cas-tests peuvent donc être comparés avec ceux d'autres méthodes.

Pour un autre cas, celui de l'explosion à Ryongchon, nous disposons d'une analyse visuelle des mêmes images par un spécialiste ; cela constitue la référence concernant ce qui peut et doit être fait à partir des images. Il n'est en effet ni réaliste ni pertinent de se donner pour objectif un résultat similaire à celui obtenu par une enquête menée sur le terrain.

Le problème du recalage, entraîné par une méconnaissance du relief précis des scènes observées, ayant été mis en évidence, un cas où le relief est très accidenté a été choisi : le séisme de Muzaffarabad.

L'étude de l'aspect multimodal nous a finalement amené à choisir le cas des bombardements de Beyrouth, ville sur laquelle un grand nombre d'images THR issues de deux capteurs ont été acquises avant, pendant et après les événements.

Des extraits d'images QuickBird utilisées lors de ces travaux sont proposés en annexe page 145. Cette annexe vient compléter les descriptions faites ci-après. Des vues rapprochées comparant des zones avant et après la catastrophe illustrent pour chaque cas les types de bâtiments analysés, ainsi que les dégâts que ceux-ci ont subi.

3.3.1 Séisme de Boumerdès (Algérie)

Le tremblement de terre de Boumerdès du 21 mai 2003 était d'une magnitude estimée de 6,7 Mw. La carte de sismicité de cette partie de la côte nord de l'Algérie est présentée en figure 3.1. Ce

séisme a également touché la ville voisine de Zemmouri. La Charte Internationale a été activée le lendemain. Son rapport indique ceci : “Le 21 mai vers 9 heures du soir un tremblement de terre de 6,6 sur l'échelle de Richter a frappé la ville de Boumerdès près d'Alger. Une suite de fortes répliques a suivi. Le 22 mai à 6h00 la Charte a été activée par la Protection Civile française, laquelle a envoyé une équipe pour assister les autorités nationales. Plus de 2,000 personnes ont perdu la vie dans la catastrophe. Des cartes dérivées des images SPOT à haute résolution montrant les zones sinistrées ont été remises aux autorités algériennes. Elles ont été utilisées pour décider l'emplacement de camps d'urgence.”.

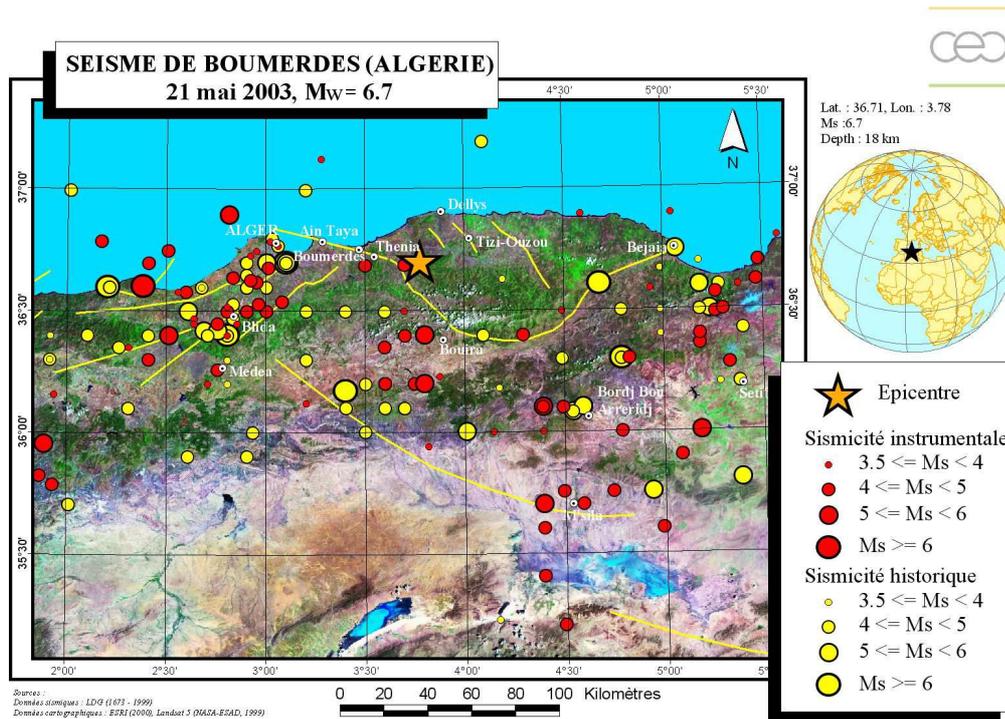


FIG. 3.1 – Carte de sismicité du nord de l'Algérie (CEA/DIF/DASE/SLDG). La région a subi régulièrement des séismes, qui ont été enregistrés par des stations (en rouge), ou rapportés dans des documents historiques (en jaune). L'épicentre de celui du 21 mai 2003 est représenté par l'étoile.

Ce séisme a fait l'objet d'une mission de l'Association Française du génie ParaSismique (AFPS) (rapport : [AFPS, 2004b]).

Des photographies prises à la suite du séisme (figure 3.2) illustrent des dégâts importants rencontrés à la suite du tremblement de terre. Les bâtiments sont de hauteur moyenne (typiquement quatre à cinq étages), et sont pour la plupart construits en maçonnerie et/ou béton armé [AFPS, 2004b]. Ils ont des toits plats, à l'exception de petits éléments superposés dessus (réservoir d'eau, cage d'ascenseur...). Le séisme a généré des fissures et des éboulements de murs, des affaissements partiels sur un étage mou (figure 3.2a) ou encore des effondrements complets (figure 3.2b). Les effondrements de murs sont difficiles à observer en télédétection sur des images THR, en particulier quand l'angle d'incidence est faible ; les affaissements sur un étage mou peuvent l'être, mais bien rarement à partir de leur toit, celui-ci étant resté intact ; seule la destruction totale du bâtiment est clairement identifiée en ne considérant que l'information contenue sur le toit du bâtiment.

Données de travail Trois images THR acquises par QuickBird sont disponibles. Il s'agit d'une image de référence datant du 22 avril 2002 et de deux images de crise acquises successivement les 23 mai 2003 (soit le surlendemain du séisme) et 18 juin 2003. La seconde image de crise a l'intérêt de



FIG. 3.2 – Photographies à Boumerdès, après le séisme. – (a) Bâtiment qui s'est affaissé sur un côté seulement; ce type de dégâts est difficile à détecter avec certitude sur des images satellite avec les résolutions actuelles. – (b) Effondrement total de bâtiments suite aux secousses.

confirmer des dégâts importants sur certains bâtiments, certains ayant été complètement démantelés entre le 23 mai et le 18 juin 2003.

La *base de données de référence* contient 610 bâtiments. Le degré de dégâts *intact* est attribué à 452 de ces bâtiments, le degré EMS3 à 77, le degré EMS4 à 16 bâtiments et le degré de dégâts EMS5 aux 65 bâtiments restants. Nous constatons qu'il existe un fort déséquilibre entre la classe EMS4 et les autres classes; celui-ci n'a pu être comblé, malgré un travail de recherche sur la ville de Boumerdès entière en s'appuyant sur une analyse présentée dans [Yamazaki et al., 2004].

3.3.2 Séisme de Bam (Iran)

Ce séisme a frappé l'Iran le 26 décembre 2003, à 01:56 UTC (05:26 heure locale); son intensité a été estimée à 6,8 sur l'échelle de Richter. La carte de sismicité du pays est présentée en figure 3.3. Il aurait causé la mort d'environ 40 000 personnes selon l'AFPS [AFPS, 2004a] (26 000 selon les autorités locales). Bien que des signes précurseurs du séisme aient apparemment eu lieu, le froid a découragé certains de dormir en dehors des habitations. L'effondrement de celles-ci, et le fait que le séisme ait eu lieu pendant la nuit, explique en grande partie le bilan lourd de ce tremblement de terre. On estime que 70 % de la ville de Bam a été détruite; deux parties de la ville sont cependant à distinguer. D'une part, la partie ancienne de la ville, incluant le monument de la citadelle de la ville (figure 3.4a), a été très endommagée. Ceci a été expliqué par les méthodes de construction de cet habitat traditionnel de petite taille (un ou deux étages le plus souvent), le matériau de base étant la terre séchée (adobe) (figure 3.4b) [AFPS, 2004a]. D'autre part, dans la partie moderne de la ville, le comportement des bâtiments a été assez inégal; beaucoup de bâtiments en béton armé ou en briques renforcées par de l'acier ont été construits sans tenir compte du risque sismique, et par une main d'œuvre souvent mal qualifiée. La majorité des bâtiments ont des toits plats, et souvent des dégâts de degrés EMS3 et plus y sont visibles par un changement, un effondrement partiel ou total du toit.

Les agences de protection civile de l'Allemagne, de la France et du Portugal ont activé la Charte Internationale à la suite du tremblement de terre. Des images des satellites SPOT et IRS ont été utilisées, conjointement avec une image Ikonos fournie par la suite, par le SERTIT pour produire une carte des zones les plus endommagées (figure 3.5), ainsi que des cartes de référence.

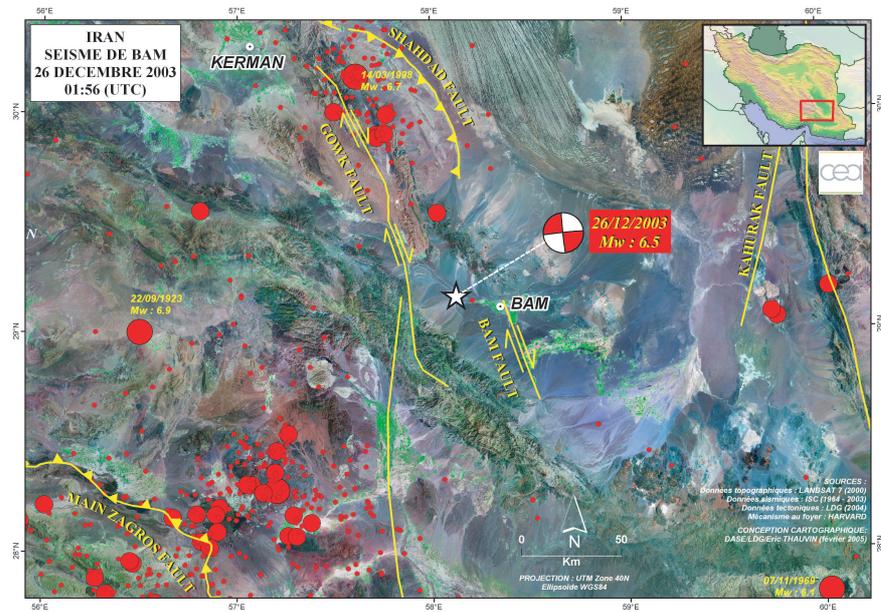


FIG. 3.3 – Carte de sismicité de la région de Bam, dans le sud-est iranien (CEA/DIF/DASE/SLDG). Depuis une quarantaine d’années, de nombreux séismes ont été enregistrés dans cette région. L’épicentre du séisme de Bam est représenté par l’étoile.



(a)



(b)

FIG. 3.4 – (a) Montage de photographies prises du même point de vue après le séisme (au-dessus) et en 1975 (en dessous). Ce type de constructions en adobe n’a pas résisté aux secousses. – (b) Cinq jours après le séisme, un Iranien sauve ce qui peut l’être de sa maison effondrée. Beaucoup d’habitations ont subi un sort similaire : défaillance des murs et effondrement au moins partiel du toit, les rendant inhabitables. Photographie de Caren Firouz/Reuters/Corbis.

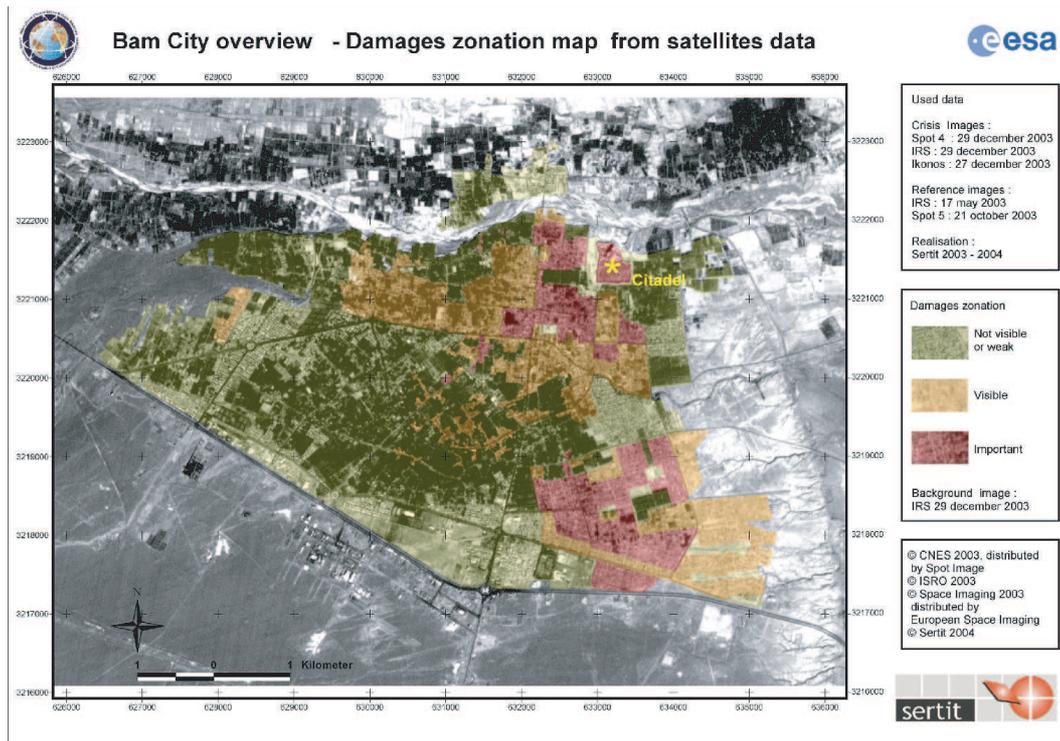


FIG. 3.5 – Carte de dégâts dans la ville de Bam suite au séisme de décembre 2003, produite par le SERTIT dans le cadre de la Charte Internationale. Les dégâts sont notés sur une échelle à 3 niveaux, en fonction de l'estimation visuelle faite à partir d'images satellites de résolutions différentes (SPOT-4 et -5, IRS, Ikonos).

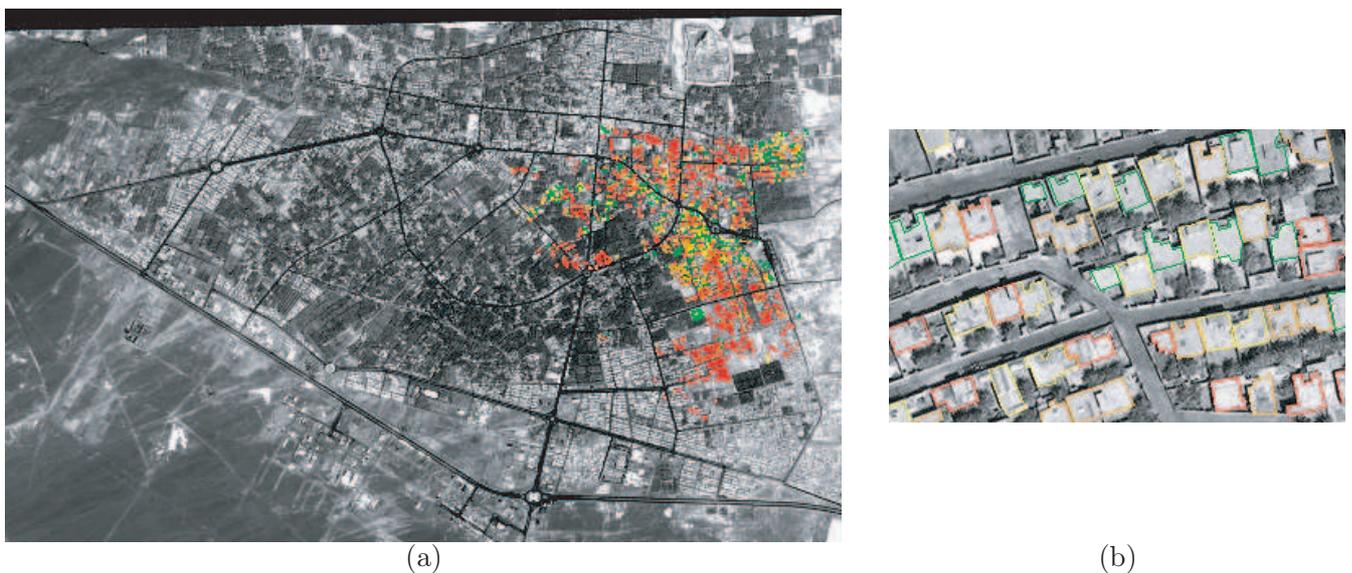


FIG. 3.6 – (a) Image QuickBird de référence pour le cas-test de Bam ; l'emprise des bâtiments contenus dans la *base de données de référence*, dont la couleur correspond au degré de dégâts contenu dans la *base de donnée d'évaluation* y est superposée. – (b) Extrait de la même image. – Les dégâts sont évalués sur 4 niveaux : intact/non détectable (vert) et les degrés 3 (jaune), 4 (orange) et 5 (rouge) de l'échelle EMS.

Données de travail Un couple d'images QuickBird a été exploité, celles-ci ayant été acquises avant (30 septembre 2003) et après le séisme (3 janvier 2004). De plus, une image de crise supplémentaire a été acquise par Ikonos, le 4 janvier 2004, ce qui a permis une analyse d'images multicapteur.

La *base de données de référence* compte 2168 bâtiments. L'analyse visuelle les a réparti dans les différentes classes de dégâts de la façon suivante : 475 pour les bâtiments intacts, 201 pour les bâtiments EMS3, 407 pour les bâtiments EMS4 et 1085 pour les bâtiments EMS5.

Une composition obtenue à partir de la *base de données de référence* et de la *base de données d'évaluation* est superposée sur l'image QuickBird de référence de Bam (figure 3.6). On y voit les emprises des bâtiments qui ont été extraites manuellement, sur la partie est de la ville. La couleur de l'emprise du bâti correspond au degré de dégâts contenu dans la *base de données d'évaluation*. On voit que cette partie de la ville a été touchée à des degrés variés, ce qui rend son étude intéressante.

3.3.3 Explosion à Ryongchon (Corée du Nord)

Le 22 avril 2004 à 12:10 (heure locale), une explosion a eu lieu dans la ville de Ryongchon (figure 3.7), à proximité de sa gare. Elle a été expliquée par une explosion accidentelle d'un wagon de train (figure 3.8a) contenant un chargement d'explosifs, suite à une erreur humaine. La Charte Internationale a été déclenchée. Une carte a été produite par UNOSAT (figure 3.9), permettant de localiser la zone vraisemblablement affectée.

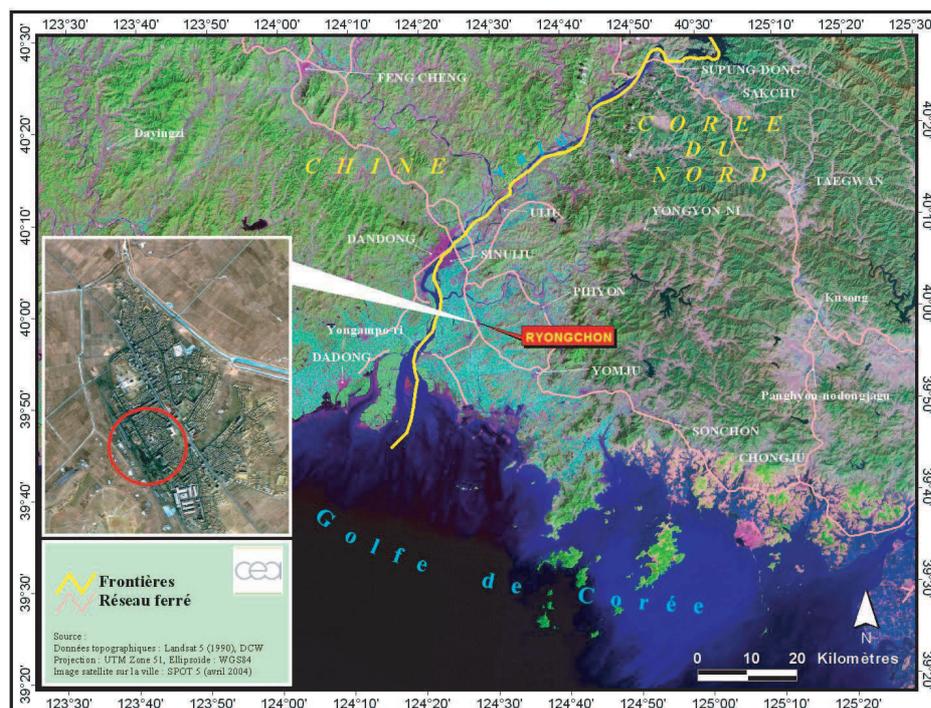


FIG. 3.7 – Carte de localisation de la ville de Ryongchon, en Corée du Nord, où a eu lieu l'explosion (CEA/DIF/DASE/SLDG). Sur l'image SPOT-5 à gauche, le cercle rouge indique la zone dans laquelle a eu lieu l'explosion.

Selon les derniers rapports, une zone de 800 mètres de rayon a été rasée par l'explosion, avec la destruction d'environ 1800 bâtiments (figure 3.8b). Le bilan des morts avait atteint 161 dimanche 25 avril 2004, selon les autorités nord-coréennes. La Corée du Nord a officiellement demandé des secours internationaux (sources : OOSA, Associated Press).

À Ryongchon, les bâtiments observés peuvent être classés en deux grands ensembles : des bâti-



FIG. 3.8 – (a) Le cratère provoqué par l'explosion du train atteste de la violence de celle-ci. – (b) Femmes et enfants de Ryongchon, au milieu des décombres des habitations. On y voit des murs et des toits de bâtiments endommagés, voire arrachés par endroits, et de nombreux décombres dans les rues qui seront visibles par imagerie satellitale. Photographies de la Inter-Agency Assessment Mission to Ryongchon County. David Hill, ECHO.



FIG. 3.9 – Produit de la Charte Internationale effectué par UNOSAT à partir d'images SPOT-5 par photo-interprétation. La zone rouge indique la zone probablement très sévèrement touchée.

ments peu élevés avec un toit à deux ou quatre pans à proximité de la gare, et des bâtiments de plusieurs étages avec des toits plats. Les dégâts subis à la suite de l'explosion diffèrent de ceux dus à un séisme : les bâtiments près de la source de l'explosion ont complètement été soufflés. Puis, plus on s'éloigne de la source, moins les bâtiments semblent endommagés par l'explosion sur les images THR.

Données de travail Un couple d'images QuickBird a été utilisé dans le cadre de ce travail. L'image précédant la catastrophe date du 13 mai 2003 ; celle de crise a été acquise le 27 avril 2004.

La base de données de référence est composée de 725 bâtiments. 363 bâtiments sont classés intacts dans la base de données d'évaluation, 98 ont été associés au degré de dégâts intermédiaire partiellement détruit, et les 264 restants sont détruits.

3.3.4 Séisme de Muzaffarabad (Pakistan)

Ce séisme a eu lieu le 8 octobre 2005 à 03:50 UTC (8:50 heure locale), dans la région du Cachemire. L'épicentre a été situé au Pakistan, près de la ville de Muzaffarabad, capitale du Cachemire pakistanais, et à environ 95 kilomètres au nord-est d'Islamabad (figure 3.10). L'intensité du séisme a été estimée à 7,6 sur l'échelle de Richter par l'institut géologique américain (USGS) et le Réseau National de Surveillance Sismique de Strasbourg et à 7,8 selon l'agence météorologique japonaise. Au Cachemire sous administration pakistanaise, plus de 75 000 morts et 77 000 blessés ont été enregistrés. Du côté indien, 1 360 personnes auraient trouvé la mort, plus de 2 400 auraient été blessées.

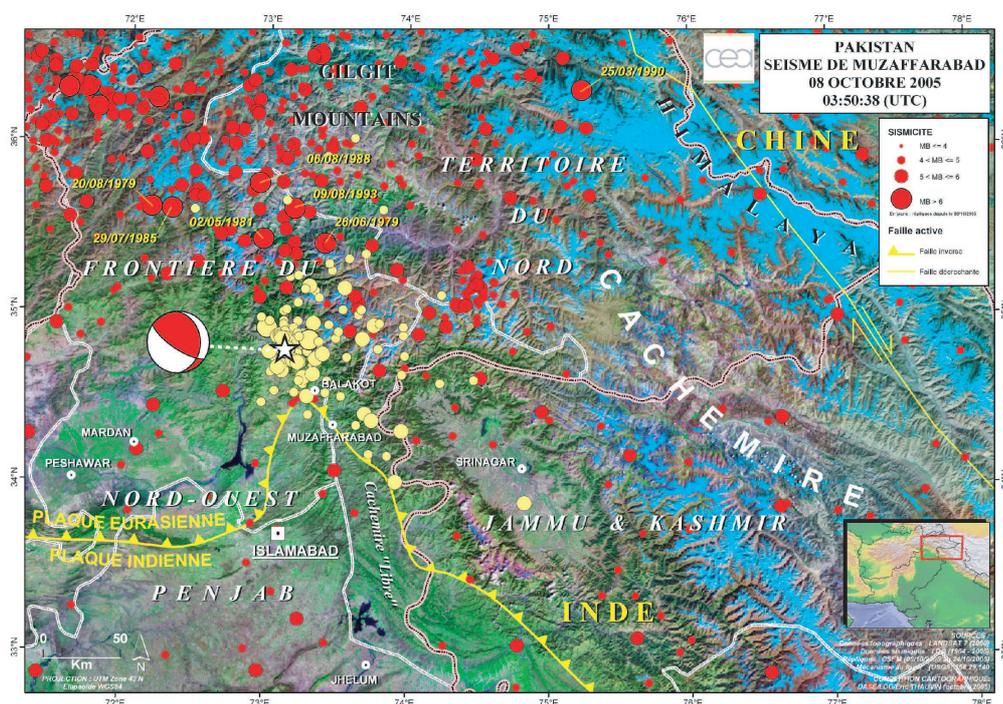


FIG. 3.10 – Carte de sismicité du Cachemire (pakistanaise et indienne) (CEA/DIF/DASE/SLDG). Proche de la chaîne de montagnes de l'Himalaya, cette région est très souvent sujette à des séismes. L'épicentre du séisme de Muzaffarabad est représenté par l'étoile.

La région de Muzaffarabad est très montagneuse, la ville étant construite autour du lit d'une rivière. Les bâtiments sont de taille moyenne, très étagés et de formes variées, construits de façon dense. Les dégâts observés dans la ville sont des effondrements de bâtiments, mais également beaucoup

d'affaissements sur un étage mou (figure 3.11). Les secours ont privilégié des moyens aéroportés pour venir en aide aux populations touchées. Les glissements de terrain rendaient en effet des interventions par voie terrestre difficiles. L'imagerie satellitaire est particulièrement utile dans ce type de situation de région isolée.



FIG. 3.11 – (a) Vue aérienne d'une partie de la ville de Muzaffarabad, à la suite du séisme. Les bâtiments, densément construits, sont endommagés sur un ou plusieurs étages, provoquant l'effondrement des uns sur les autres. Ce type de dégâts, couplé à une politique de construction très dense, rend l'analyse de dégâts avec les images satellites actuelles difficile. – (b) Secours mis en place sur un terrain de sport. La région touchée est étendue, dans une région montagneuse, et beaucoup d'endroits sont rendus difficiles d'accès par voie terrestre à la suite de glissements de terrain, rendant les hélicoptères très utiles pour porter secours aux populations.

Données de travail Pour ce cas d'étude, davantage d'images THR sont disponibles que pour les séismes précédents. Un couple QuickBird est disponible ; les images acquises datent du 13 août 2004 et du 22 octobre 2005. Les conditions d'illumination sont donc très différentes d'une image à l'autre. Un autre couple d'images, acquises par Ikonos les 16 septembre 2002 et 9 octobre 2005, a également été utilisé. Environ 3 ans séparent les deux images Ikonos, ce qui est beaucoup quand il s'agit d'une analyse de dégâts basée sur l'observation de changements. Par ailleurs, le fort relief de la région, couplé aux différents angles d'acquisition des images, pose des problèmes de correction géométrique des images, car il est mal représenté sur des MNT de basse et moyenne résolution.

937 bâtiments composent la *base de données de référence* : 290 sont classés intact, 276 sont associés au degré EMS3, 141 au degré EMS4 et 230 au degré EMS5.

3.3.5 Bombardements de Beyrouth (Liban)

Le conflit israélo-libanais de 2006 a commencé le 12 juillet 2006 suite à un accrochage entre le Hezbollah et l'armée israélienne sur la "ligne bleue", frontière tracée par les Nations Unies entre le Liban et Israël [Libération, 2006 ; 7sur7, 2006]. Une trêve a été signée le 14 août 2006, suite à la résolution 1701 de l'ONU. Les dégâts générés dans le Liban par ce conflit sont très étendus : le sud du Liban (Bint Jbeil, Khiam, Tyr, Baalbek) a par exemple été fortement touché. Nous nous sommes

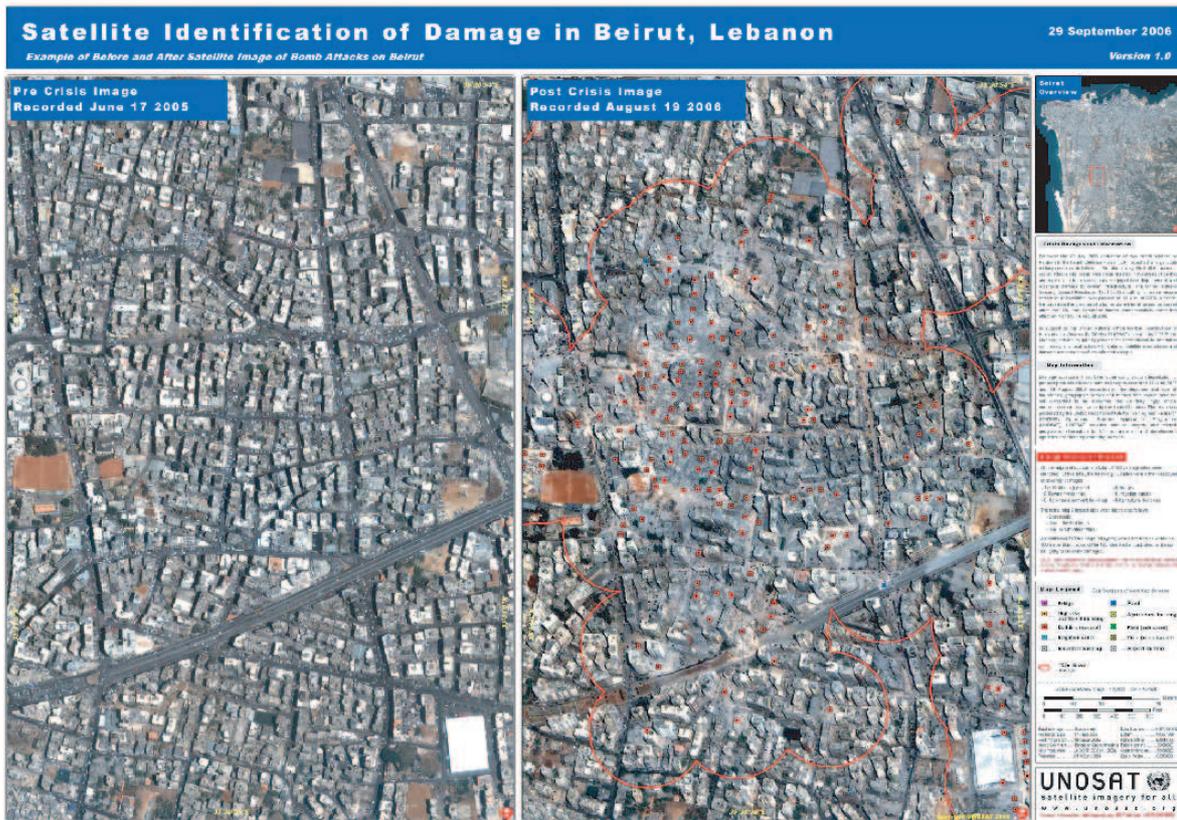


FIG. 3.12 – Carte des bâtiments et infrastructures détruits à Beyrouth dans le quartier de Haret Hreik, réalisée par photo-interprétation par le service de cartographie rapide d’UNOSAT. Elle a été construite par comparaison d’une image de référence et d’une image de crise.

uniquement intéressés à la ville de Beyrouth, qui a elle aussi subi de forts dégâts. Les premiers bombardements israéliens ont touché l’aéroport et les autres infrastructures de transport afin d’isoler le pays ; les ponts et routes ont été fortement touchés. Les immeubles d’habitation représentent près de deux tiers du montant des dégâts estimés, le quartier de Beyrouth Haret Hreik ayant subi les dégâts les plus importants [Verdeil, 2006]. Ce quartier abritait l’essentiel des institutions du Hezbollah : 182 immeubles y ont été complètement détruits, 192 endommagés à des degrés variables [Verdeil, 2006] ; une carte de dégâts, présentée en figure 3.12 a été produite par UNOSAT.

Contrairement au cas d’un séisme, les dégâts observables à partir d’images THR dans le quartier d’Haret Hreik à Beyrouth sont binaires. Certains bâtiments sont très fortement ou totalement détruits ; il ne reste souvent plus rien de leur toit comme certains bâtiments sur la figure 3.13a. Autour de ces bâtiments détruits, des dégâts “collatéraux” (explosion de fenêtres ou de façades entières) sont observables depuis le sol, mais difficilement à partir d’images satellite (figure 3.13b). D’autres bâtiments ont été épargnés, et semblent, dans le meilleur des cas, recouverts par la poussière engendrée par l’effondrement d’un bâtiment voisin.

Données de travail Le contexte de ce cas d’étude diffère des précédents : il s’agit là de dégâts militaires, causés par des bombardements intenses sur un quartier peu étendu. Il présente cependant un intérêt majeur : de nombreuses images THR sont disponibles pour la ville de Beyrouth, que ce soit avant les bombardements de l’été 2006, pendant ou après. Nous avons sélectionné un certain nombre d’entre elles, de façon à constituer une base d’images acquises dans des conditions variées. Nous disposons de deux images d’archives acquises les 12 juillet 2005 et 19 juin 2006, et de trois



FIG. 3.13 – Photographies du quartier sud de Beyrouth, Haret Hreik. (a) Certains bâtiments comme ceux-ci ont été complètement rasés ou sévèrement touchés, toute la partie supérieure ayant été détruite. La télédétection permet de détecter ce type de dégâts. <http://blog.jinbo.net/CINA/?pid=821> – (b) D'autres bâtiments ont eu leurs façades soufflées par les explosions, ce qui est plus difficile à détecter sur les images THR actuelles, même avec des angles d'incidence élevés. Photo : AP.

images de crise QuickBird acquises les 22 juillet et 09 août 2006 pendant le conflit, et le 12 août ; par ailleurs, deux images d'archive Ikonos acquises les 17 juin 2005 et 12 juillet 2006, et deux images acquises pendant la période des bombardements les 31 juillet et 5 août 2006 sont utilisées.

Les bases de données contiennent 430 bâtiments, dont 325 intacts à la date du 12 août 2006. Grâce aux acquisitions successives, nous avons pu distinguer les bâtiments détruits sur différentes périodes, entre deux dates d'acquisition. En 2006, 74 bâtiments ont été détruits avant le 22 juillet, 12 bâtiments entre le 22 et le 31 juillet, 6 bâtiments entre le 31 juillet et le 5 août, 3 bâtiments entre le 5 août et le 9 août, et 10 bâtiments entre le 9 août et le 12 août.

3.4 Étapes suivies pour le développement de la méthode

Tout d'abord, une solution au problème de recalage des images THR en milieu urbain est proposée. Celle-ci se base sur les emprises des toits des bâtiments contenues dans la *base de données de référence*. Une méthode de recherche de ces toits dans l'image de crise est proposée dans le chapitre 4. Cette recherche est optimisée en fonction des paramètres d'acquisition des images (angles d'élévation et azimut du satellite) de chacune des images du couple THR. La qualité de recalage est ensuite évaluée en utilisant la *base de données des décalages*.

Puis, connaissant l'emplacement dans chaque image des toits des bâtiments, une quantification du changement que chacun aurait subi est calculée. Différents indices de quantification sont testés. À partir de cette quantification, chaque bâtiment est qualifié par un degré de dégâts sur une échelle prédéfinie. Le résultat est alors comparé à la *base de données d'évaluation* afin de quantifier les performances des différentes approches. Ceci est développé dans le chapitre 5.

Chapitre 4

Recalage géométrique

L'état de l'art précédent a montré que l'approche la plus fréquemment utilisée pour la détection de dégâts repose sur l'utilisation d'images dont les dates d'acquisition encadrent la catastrophe. Cette approche multodate permet en effet de transformer le problème difficile de la détection d'un *dégât* – dont l'aspect est très variable – en un problème de détection de changements. Nous pensons que cela rend les méthodes plus applicables à différents cas de catastrophes, ce qui est un objectif majeur de l'automatisation d'un traitement. La difficulté de détecter des dégâts a donc été remplacée par celle de discriminer, parmi les changements observables entre deux dates, ceux qui sont dus à des dégâts.

Il ressort par ailleurs de l'état de l'art que les méthodes de détection de dégâts basées sur la détection de changements ont des performances qui dépendent en partie de la qualité du recalage des images comparées. C'est particulièrement vrai pour les méthodes dites *pixel-à-pixel*. Or, comme expliqué dans la section 2.3.1, si ce problème de recalage a trouvé des solutions satisfaisantes pour les images moyennement résolues, il pose encore des difficultés pour les images très haute résolution. L'illustration en figure 1.3 p.5 a de plus notamment montré la difficulté de recalcr des images THR acquises avec des angles différents. Nous pensons donc qu'un pré-requis pour la détection et la quantification de dégâts à partir d'images THR est d'obtenir un recalage satisfaisant des images, ou au minimum des objets d'intérêt.

Dans ces conditions, l'analyse des dégâts peut s'effectuer efficacement. L'analyse visuelle des images THR a mis en valeur trois caractéristiques du bâti qui permettent de détecter des dégâts : le changement local de radiométrie du toit (texture par exemple), le changement de morphologie de celui-ci, et enfin l'aspect de l'ombre du bâti. L'information apportée par l'analyse des ombres des bâtiments dépend cependant de la visibilité de celle-ci (elle peut par exemple être cachée par le bâtiment), mais également du lieu où elle est projetée : en milieu urbain dense, il est probable qu'elle se projette en partie sur un autre bâtiment, ce qui rend son analyse plus difficile. Dans le cadre de ce travail, seule l'information du toit des bâtiments a été retenue, car les toits sont la plupart du temps visibles sur les images acquises dans le domaine visible du spectre, du fait d'un angle d'acquisition par rapport au nadir en général faible. De plus, une analyse visuelle des images a montré que les toits des bâtiments étaient moins sujets à des changements sans intérêt, liés par exemple aux activités humaines. Des indices de changements extraits des toits des bâtiments servent alors à la classification de chacun d'eux, c'est-à-dire à une qualification de chaque bâtiment selon une échelle de dégâts de référence.

Nous commençons ce chapitre avec les méthodes de recalage proposées dans la littérature. S'inspirant de cet état de l'art, une nouvelle approche de recalage orientée-objet est définie. La mise en œuvre de celle-ci est décrite, et ses performances sont évaluées. Enfin, les erreurs et difficultés observées nous permettent de définir les limites d'application de la méthode de recalage choisie dans le cadre de la détection de dégâts.

4.1 État de l'art des méthodes de recalage

Il existe dans la littérature de nombreuses méthodes pour recaler les images. La diversité des images utilisées, des applications, des exigences de précision et de rapidité d'exécution font que de nouvelles méthodes sont encore régulièrement proposées. Il n'existe donc pas une méthode universellement reconnue comme étant *idéale* pour toutes les applications, mais une collection de méthodes particulièrement adaptées à chaque cas.

Dans [Brown, 1992] et [Zitová et Flusser, 2003], une revue des méthodes de recalage les plus couramment utilisées est présentée. Dans [Brown, 1992], quatre types de problèmes de recalage sont distingués :

- le recalage multimodalité : il s'agit, dans le cadre de la télédétection, du recalage d'images issues de capteurs différents, le cas extrême étant des images acquises dans des bandes de fréquences différentes (optique et radar par exemple). Il nécessite de bien connaître les caractéristiques des capteurs utilisés.
- le recalage basé sur un modèle : cela consiste à retrouver dans une image un élément dont on connaît tous les détails (par exemple un avion dans un aéroport). Une solide connaissance *a priori* est nécessaire.
- le recalage de points de vue : il est nécessaire quand les images ont été acquises avec des angles de vue différents, ou encore pour compenser les mouvements de la plate-forme. La connaissance de ces paramètres d'acquisition facilite le recalage, mais les problèmes de parallaxe et d'occultations doivent être pris en compte.
- le recalage temporel : il concerne un couple ou une série d'images prises à différentes dates. La méthode choisie doit alors être robuste à des distorsions ou à des changements locaux.

Suivant cette classification, la problématique du recalage d'images pour la détection de dégâts concerne donc, par nature, le recalage temporel ; dans notre cas, il s'agit également d'un recalage de point de vue, les images n'étant jamais acquises avec les mêmes paramètres (élévation et azimuth du capteur lors de l'acquisition). Enfin, l'aspect multicapteur doit être abordé : les contraintes sur le temps d'acquisition d'une image de crise étant fortes, il est souhaitable de pouvoir utiliser la première image de crise quel que soit le capteur concerné. La méthode choisie doit donc être un compromis entre la robustesse face à des images acquises à des dates différentes, dans des conditions différentes (illumination, atmosphère), avec des angles d'acquisition différents (élévation, azimuth), et des caractéristiques différentes (résolution, rapport signal à bruit, voire bandes spectrales).

La majorité des méthodes de recalage trouvées dans la littérature s'organise autour de quatre parties successives [Zitová et Flusser, 2003]. Certaines méthodes ne comporteront que trois parties, par exemple en effectuant conjointement deux des parties présentées (détection et mise en correspondance, mise en correspondance et estimation du modèle de transformation . . .).

Détection de traits caractéristiques Les caractéristiques pertinentes sont extraites manuellement, de façon supervisée ou automatique. Il peut s'agir de points, de lignes, de contours ou encore de régions fermées. Les points peuvent être définis par des intersections de lignes [Stockman et al., 1982 ; Vasileisky et al., 1998] ou de routes [Growe et Toenjes, 1997 ; Roux, 1996], des centroïdes d'objets identifiés dans la scène, des extrema locaux d'une fonction telle que la variance, une transformée en ondelette ou une mesure de similarité [Ehlers et Fuller, 1991 ; Fonseca et Costa, 1997 ; Hsieh et al., 1996 ; Likar et Pernuš, 1999], ou encore des coins [Bhattacharya et Sinha, 1997 ; Hsieh et al., 1992 ; Wang et al., 1983].

Les lignes peuvent être des segments quelconques de l'image [Hsieh et al., 1992 ; Moss et Hancock, 1997 ; Wang et Chen, 1997], des contours d'objets [Dai et Khorram, 1997 ; Govindu et al., 1998 ; Li et al., 1995], des lignes de côtes [Maître et Wu, 1987 ; Shin et al., 1997], ou des routes [Li et al., 1992].

Les régions, obtenues par segmentation, peuvent provenir par exemple de bâtiments [Hsieh et al.,

1992], de forêts [Sester et al., 1998], d'ombres [Brivio et al., 1992]. Les centres de gravité des régions détectées sont souvent utilisés pour constituer des points d'amer, qui serviront au recalage des images.

Mise en correspondance de caractéristiques Les caractéristiques détectées à la première étape dans chacune des deux images sont ensuite mises en correspondance. Plusieurs approches sont possibles. On peut notamment citer les descripteurs invariants tels que les descripteurs de morphologie [Goshtasby, 1985 ; Taza et Suen, 1989] et/ou les moments statistiques [Holm, 1991 ; Bhattacharya et Sinha, 1997 ; Flusser et Suk, 1998], les mesures de similarités (cross-corrélation, corrélation, information mutuelle) calculées sur le voisinage des traits caractéristiques [AbdelSayed et al., 1995 ; Lehmann, 1998 ; Zheng et Chellappa, 1992 ; Zitová et al., 2002] ou encore l'organisation spatiale des descripteurs entre eux (distance, distribution spatiale) [Goshtasby et Stockman, 1985 ; Stockman et al., 1982]. La possible difficulté de détection, puis d'appariement de ces caractéristiques constitue une limitation pour les méthodes qui les utilisent.

Par ailleurs, des méthodes n'utilisent pas de traits caractéristiques particuliers; c'est le cas des méthodes utilisant des fenêtres de taille prédéfinie pour calculer une mesure de similarité (corrélation, corrélation de phase dans l'espace de Fourier, information mutuelle) [Althof et al., 1997 ; Barnea et Silverman, 1972 ; Pratt, 1974] ou un degré de correspondance à un modèle. Ces méthodes s'appliquent bien à des cas où l'image à recaler ne diffère que d'une translation, voire d'une légère rotation. Leur autre limitation est la définition de la taille de la fenêtre de calcul, qui résulte du compromis entre une petite taille pour améliorer la précision du recalage, et une grande taille pour garantir la présence d'éléments significatifs dans la fenêtre qui aideront au recalage.

Pour améliorer les performances de la mise en correspondance de ces caractéristiques, deux types de méthodes ont été proposés : les méthodes de relaxation, et les méthodes multiéchelles.

Les méthodes de relaxation, basées sur le travail proposé dans [Ranade et Rosenfeld, 1980], permettent d'optimiser l'appariement de chaque caractéristique de l'image à recaler avec une autre de l'image de référence, en tenant compte des autres couples de caractéristiques déjà formés, jusqu'à ce qu'une situation stable soit trouvée. Ces méthodes de relaxation peuvent augmenter le temps de calcul ; certaines proposent des optimisations, comme dans [Ton et Jain, 1989]. Les méthodes multiéchelles [Vanderbrug et Rosenfeld, 1977 ; Rosenfeld et Brug, 1977] utilisent la plupart du temps une des approches classiques décrites précédemment, avec une approche *coarse-to-fine*, où les images sous-échantillonnées sont obtenues par exemple par simple moyennage ou par les coefficients de la transformée en ondelettes. L'intérêt de l'utilisation des méthodes multiéchelles est de diminuer le temps de calcul : le recalage est d'abord effectué sur des images à basse résolution, puis il est ajusté par de petites corrections quand la résolution augmente. L'inconvénient de ces méthodes est qu'une erreur commise à une échelle basse peut se répercuter par la suite, en l'absence de vérifications subséquentes.

Estimation du modèle de transformation Le type et les paramètres de ce modèle sont déterminés à partir de la correspondance faite entre les caractéristiques dans l'étape précédente. Le type du modèle dépendra par exemple de la déformation supposée de l'image (rotation, changement d'échelle, transformation polynomiale, ou plus complexe), de la méthode d'acquisition et de la précision requise du recalage. On distingue deux catégories de modèles de transformation : les méthodes globales et les méthodes locales.

Avec les méthodes globales, un modèle unique est construit à partir de toutes les caractéristiques extraites et est appliqué à l'ensemble de l'image. Le plus commun est la transformation par similitude, qui préserve les formes ; d'autres modèles tels que les polynômes (transformation affine ou d'ordre supérieur) sont également utilisés.

Avec les méthodes locales, un ensemble de modèles correspondant chacun à une déformation locale est estimé [Goshtasby, 1988 ; Goshtasby, 1986 ; Goshtasby, 1987 ; Wiemker et al., 1996]. Cela conduit à une mise en mosaïque de l'image, par triangulation par exemple.

Les fonctions base radiale, comme les splines plaques minces, sont également utilisées ; elles appartiennent au groupe des méthodes globales, mais ont la possibilité de gérer les distorsions géométriques locales [Grimson, 1982 ; Bookstein, 1989]. Cependant, la méthode des splines plaques minces demande des calculs très intensifs. Des méthodes d’optimisation ont été proposées dans [Flusser, 1992 ; Beatson et Newsam, 1992 ; Powell, 1992 ; Barrodale et al., 1993].

Transformation et rééchantillonnage de l’image Excepté dans certains cas très simples de transformation comme une translation par un nombre entier de pixels, il est nécessaire de rééchantillonner l’image à recaler. Elle est convoluée avec un noyau d’interpolation. Idéalement, un sinus cardinal serait utilisé ; cependant, il n’est pas facile à implémenter, son support étant infini. C’est pourquoi d’autres noyaux à support fini sont utilisés en pratique : les plus-proches-voisins, les fonctions bilinéaires et bicubiques, les sinus cardinaux tronqués ou apodisés et les splines (splines quadratiques, B-splines ...) sont les plus utilisés. Une étude comparative détaillée des différentes méthodes appliquées aux images a été proposée dans [Parker et al., 1983].

Recalage d’images très haute résolution

Si les méthodes évoquées ci-dessus ont été appliquées efficacement sur des images de moyenne à haute résolution, elles n’ont pas apporté de résultats satisfaisants sur les images THR [Bitelli et al., 2004 ; Thönnessen et al., 2005]. En effet, l’estimation d’un modèle mettant en correspondance les images THR à recaler est rendue difficile par les discontinuités de l’élévation de la surface du sol ; c’est par exemple le cas avec les bâtiments. Un modèle numérique d’élévation dont la résolution est en rapport avec celles des images est nécessaire pour compenser ces changements. Ces données sont cependant rarement disponibles.

[Bitelli et al., 2004] cherchent à recaler deux images QuickBird de la ville de Boumerdès, de façon à quantifier les dégâts sur les bâtiments à la suite du séisme de 2003 (c.f. section 3.3). Ils ont choisi pour cela d’utiliser un point d’amer sur chaque bâtiment à recaler. [Thönnessen et al., 2005] soulignent le fait que dans le cas d’une scène avec relief et/ou sursol et en absence de modèle de ces changements de hauteur, des transformations séparées sont nécessaires pour les surfaces planes situées à des hauteurs différentes. Par ailleurs, le problème des zones d’occultations, nombreuses en milieu urbain, n’est pas résolu.

Dans notre cas, nous nous intéressons uniquement aux toits des bâtiments dans les scènes étudiées. Il n’est donc pas nécessaire de recaler la totalité de l’image ; nous cherchons à recaler les toits. En supposant qu’ils constituent une surface plane, nous nous inspirons des méthodes proposées dans la littérature et basées sur l’utilisation de fenêtres glissantes et sur des caractéristiques pertinentes. Une solution au problème de la définition de la taille de la fenêtre glissante est notamment proposée, grâce à une segmentation de l’image au préalable ; la “fenêtre” de calcul devient alors le segment lui-même. Les caractéristiques pertinentes sont la radiométrie des pixels du segment, ainsi que les contours contenus dans ce segment.

4.2 Méthode de recalage proposée

Le recalage se fait en deux temps. Tout d’abord l’image de crise est recalée grossièrement, de façon globale, sur une image de référence, par rapport au sol. Ensuite, les objets d’intérêt, les toits dans notre cas, sont recalés de façon individuelle, avec une précision subpixelique.

4.2.1 Recalage des images

Les images de référence sont orthorectifiées à l’aide du Modèle Numérique de Terrain (MNT) SRTM à 3 arcsec afin de compenser les variations d’élévation dans la scène, ainsi que les Rational

Polynomial Coefficients (RPC), s'ils sont fournis avec les données. Le SRTM est choisi, malgré sa basse résolution spatiale, puisqu'il est le MNT le plus probablement disponible (et souvent le seul). Les images de crise sont orthorectifiées de la même façon, et recalées sur l'image de référence en utilisant en plus un ensemble de points d'amer. Leur utilisation a pour objectif de compenser l'erreur de pointé du satellite ; un unique point est théoriquement suffisant. Trois points d'amer sont en fait utilisés afin de réduire les risques d'erreur tout en ne demandant pas trop de temps à l'opérateur. Les erreurs de recalage restantes sont de deux natures : l'erreur de recalage du sol, et l'erreur de recalage du relief et du sursol non pris en compte dans le MNT. L'erreur de recalage du sol est due aux imprécisions du MNT et/ou aux erreurs de modélisation/utilisation des RPC. Elle peut être considérée comme localement constante. Elle sera supposée globalement constante dans le cas d'une scène avec des variations douces du relief. Dans le cas d'un milieu où l'élévation varie rapidement et de façon importante (en milieu montagneux par exemple), elle ne pourra pas être considérée comme globalement constante ; l'utilisation d'un MNT mieux résolu serait nécessaire afin d'atténuer les déformations géométriques dues à des conditions d'acquisition différentes. L'erreur de recalage du sursol est due à des différences d'angle d'acquisition (élévation et azimut du satellite), de la même façon que les erreurs précédentes sont dues à un relief mal modélisé. Dans notre cas, les toits des bâtiments ne sont pas recalés précisément. Le décalage observé varie d'un objet à l'autre, proportionnellement à la hauteur de celui-ci. Il peut donc être différent pour chaque bâtiment. Ces décalages doivent être corrigés de façon individuelle.

4.2.2 Recalage des toits des bâtiments

Nous procédons à un recalage des toits des bâtiments, en supposant que ceux-ci ne subissent pas ou peu de déformation géométrique mais sont translatés d'une quantité inconnue (absence de relief important sur le toit même). Le recalage des toits des bâtiments devant se faire pour chacun de façon individuelle, l'approche choisie nécessite une extraction du bâti au préalable. Le problème de l'extraction du bâti a été évoqué en section 3.2.1. Nous avons extrait manuellement de l'image de référence un ensemble de bâtiments touchés à des degrés de dégâts variés ; l'empreinte de chaque bâtiment est contenue dans la *base de données de référence*.

La méthode de recalage proposée se base sur le maximum *a posteriori* d'une mesure de similarité. Les deux mesures les plus utilisées sont la corrélation, et l'information mutuelle (c.f. état de l'Art 2.4.1 p.31). La corrélation rend compte de l'existence d'une relation linéaire entre les deux images ; elle nécessite donc que les radiométries des images soient comparables. L'information mutuelle est préférable pour comparer deux images très différentes en radiométrie ; elle nécessite l'estimation de la distribution des données. Une estimation à partir d'histogrammes locaux requiert un grand nombre de pixels, c'est-à-dire l'utilisation d'une grande fenêtre de calcul. Ceci n'est pas adapté dans le cas de changements de petite taille – comme dans le cas présent – qui ne seraient détectés que sur des petites fenêtres de calcul [Inglada et Giros, 2004a]. Des méthodes d'estimation à partir d'un nombre réduit de pixels ont été proposées [Inglada et Mercier, 2007] ; elles utilisent une information *a priori* sur le modèle de la distribution. Nous avons choisi la corrélation car elle est rapide et simple à calculer, donne une estimation précise de la déformation (subpixelique) et est robuste face au bruit [Inglada et Giros, 2004a]. Celle-ci est calculée (équation 4.1) sur un groupe de pixels contenus dans l'empreinte de chaque toit sur les deux images. Dans l'image de référence, l'empreinte est spécifiée pour notre étude par la *base de données de référence*. Dans l'image de crise, l'empreinte du toit est translatée par une quantité \vec{o} estimée par l'algorithme de recalage des toits.

Soient I_1 et I_2 les images de référence et de crise ; soient c et l les coordonnées des pixels en colonne et en ligne dans l'image, et k_c et k_l les décalages en colonne et en ligne. Les valeurs des pixels contenus dans l'empreinte sont extraites et normalisées : on obtient respectivement les ensembles R_1 et R_2 pour l'image de référence et pour l'image de crise.

Puis le décalage optimal maximisant la corrélation entre R_1 et R_2 est trouvé :

$$R_i(c, l) = I_i(c, l) \cdot H(c, l) - \frac{\sum_{c, l} I_i(c, l) \cdot H(c, l)}{\sum_{c, l} H(c, l)}, \quad \text{pour } i = \{1, 2\},$$

$$\vec{o} = \arg \max_{k_c, k_l} \left\{ \frac{\sum_{c, l} R_1(c, l) \cdot R_2(c + k_c, l + k_l) \cdot H(c, l)}{\sqrt{\sum_{c, l} R_1^2(c, l) \cdot H(c, l)} \cdot \sqrt{\sum_{c, l} R_2^2(c + k_c, l + k_l) \cdot H(c, l)}} \right\}, \quad (4.1)$$

$$\text{où } H(c, l) = \begin{cases} 1 & \text{si } I_1(c, l) \in \text{empreinte du toit,} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

La fonction $H(c, l)$ peut être définie par la segmentation des empreintes des bâtiments dans l'image de référence, comme évoqué précédemment ; dans notre cas, elle est définie par la *base de données de référence*. La position (k_c^*, k_l^*) du maximum de corrélation correspond au décalage optimal \vec{o} .

L'équation 4.1 est appliquée à une zone de recherche limitée. La bonne définition de cette zone de recherche conditionne la qualité des résultats. Si elle est trop petite, le maximum de corrélation *correct* ne sera pas trouvé et le décalage du toit sera sous-estimé. À l'inverse, si la zone de recherche est trop grande, il est probable que le pic de corrélation ne corresponde pas au bon résultat, particulièrement en zone urbaine où il existe des bâtiments identiques ainsi que de nombreuses autres structures rectilignes et de même orientation que les bâtiments. L'autre point délicat dans notre cas est le recalage des bâtiments très endommagés. En effet, la méthode de recalage que nous proposons est basée sur une mesure de similarité, qui n'est pas pertinente quand il n'y a plus de ressemblance entre le toit sur l'image de référence et l'emplacement géographique qui lui correspond sur l'image de crise. Dans ce cas, il est souhaitable de trouver malgré tout l'emplacement des restes du bâtiment, ou au minimum de s'assurer de ne pas trouver la meilleure correspondance sur un bâtiment voisin identique à l'origine mais resté, lui, intact. Nous proposons une méthode pour définir une zone de recherche adaptée pouvant aider à répondre à ces problèmes.

Le décalage \vec{o} peut s'écrire comme la somme d'un décalage du sol \vec{o}_g dû à un mauvais recalage du sol et d'un décalage du sursol \vec{o}_h dû à la hauteur inconnue des bâtiments : $\vec{o} = \vec{o}_g + \vec{o}_h$. Soit \vec{o}_\perp tel que $\vec{o}_g \wedge \vec{o}_\perp = \vec{0}$.

Le décalage du sol \vec{o}_g a une direction qui n'est pas prévisible *a priori*. À l'opposé, le décalage du sursol \vec{o}_h dépend uniquement des angles d'acquisition des deux images et de la hauteur de chacun des bâtiments. Exceptés les bâtiments effondrés sur un étage mou, ce décalage s'observe dans une direction *épipolaire* θ donnée par l'équation (4.2). La figure 4.1 illustre comment θ est définie en fonction des angles d'acquisition des deux images.

$$\theta = \arctan \left\{ \frac{\tan e_1 \sin a_2 - \tan e_2 \sin a_1}{\tan e_1 \cos a_2 - \tan e_2 \cos a_1} \right\}, \quad (4.2)$$

où $(a_1, e_1), (a_2, e_2)$ sont respectivement l'angle d'azimut et d'élévation par rapport à l'horizon du capteur sur l'image de référence et sur l'image de crise.

Notons que cette direction épipolaire peut varier dans l'image, si celle-ci est acquise avec un certain ralenti. L'agilité de certains satellites leur permet de faire varier sensiblement les angles de visée lors d'une même acquisition. La direction épipolaire varie alors graduellement dans l'image. Ce changement peut être modélisé à partir des RPC en utilisant des points d'amer répartis dans l'image.

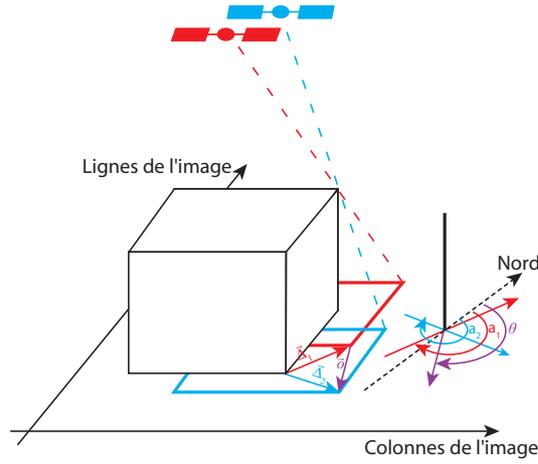


FIG. 4.1 – Illustration de la direction θ , le long de laquelle la projection des toits des bâtiments se déplace entre les deux images, en fonction des angles d’acquisition des deux images. Lors de la première acquisition (en rouge) le sursol est décalé dans une direction Δ_1 ; lors de la seconde acquisition, il est décalé dans la direction Δ_2 . La combinaison des deux décalages donne la direction θ .

Le décalage du sursol est dû à la hauteur des bâtiments ; son amplitude est donc différente pour chaque bâtiment. À l’opposé, nous supposons que le décalage du sol ne varie pas beaucoup dans l’image. Ces différences sont exploitées afin de définir la zone de recherche. Il est par ailleurs à noter qu’une recherche en deux dimensions est nécessaire à cause du caractère imprévisible (direction et amplitude) du décalage du sol, rendant une projection en coordonnées épipolaires peu pertinente. La zone de recherche est choisie identique pour tous les bâtiments. Elle est définie par l’angle θ et par deux intervalles de recherche définis le long des axes $\vec{\sigma}_h$ et $\vec{\sigma}_\perp$ (figure 4.2). Ces intervalles de recherche sont différents pour chacun des deux axes.

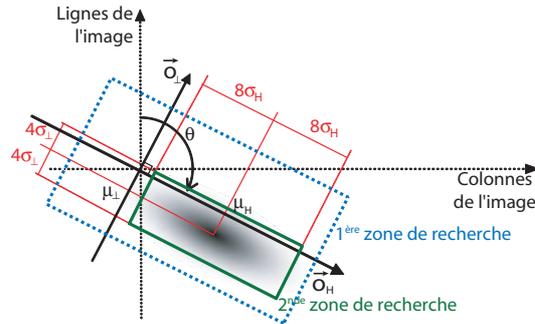


FIG. 4.2 – Définition du référentiel utilisé pour le recalage des toits des bâtiments. L’ellipse représente l’histogramme à deux dimensions des décalages des toits.

Le recalage des toits se fait en deux étapes. Une première approximation de la zone de recherche (rectangle en pointillé sur la figure 4.2) est définie comme suit : l’intervalle de recherche le long de l’axe $\vec{\sigma}_\perp$ est choisi égal à $[-s, +s]$, où s vaut deux fois l’erreur attendue de recalage du sol (au plus 3 pixels) ; le long de l’axe $\vec{\sigma}_h$, l’intervalle de recherche vaut $[-s, s + s_h]$, où s_h est égal à deux fois le décalage du sursol associé au bâtiment le plus haut et est défini par :

$$s_h = 2h_{max} \sqrt{\left(\frac{\sin a_2}{\tan e_2} - \frac{\sin a_1}{\tan e_1}\right)^2 + \left(\frac{\cos a_2}{\tan e_2} - \frac{\cos a_1}{\tan e_1}\right)^2}, \quad (4.3)$$

où h_{max} est la hauteur estimée du plus haut bâtiment de la zone étudiée. Notons qu'en pratique, cette hauteur maximale peut être estimée approximativement, donc rapidement, une surestimation (raisonnable) de celle-ci n'ayant pas d'incidence sur le résultat de recalage final.

Pour chaque bâtiment, le décalage optimal est estimé. Une recherche exhaustive du maximum de corrélation dans cette première zone est menée ; le pic de corrélation obtenu correspond approximativement au décalage du toit pour chaque bâtiment. Un histogramme en deux dimensions de l'ensemble des décalages est construit (figure 4.3).

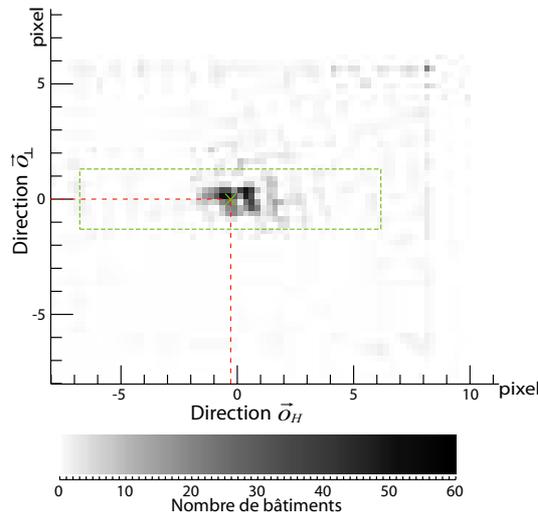


FIG. 4.3 – Histogramme de la répartition des décalages des toits obtenus à partir de la première zone de recherche. La croix représente la moyenne de la distribution gaussienne qui ajuste au mieux (au sens des moindres carrés) la distribution estimée ; la zone définie par les pointillés représente la seconde zone de recherche ainsi obtenue. Une interpolation bilinéaire, utilisée pour rééchantillonner l'image de crise, génère des artefacts visibles à intervalle régulier de 1 pixel dans les deux directions.

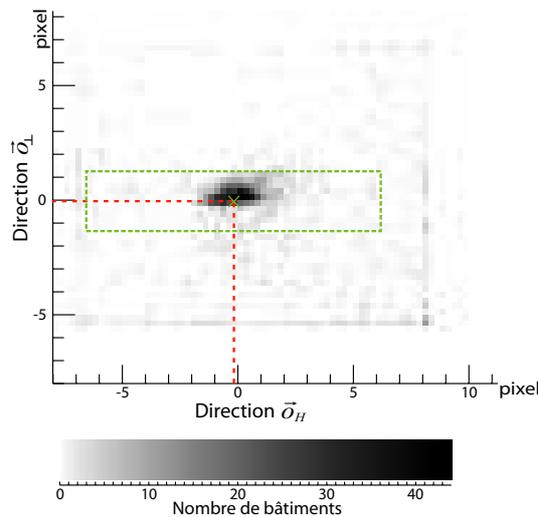


FIG. 4.4 – Identique à la figure 4.3, excepté qu'une interpolation basée sur un sinus cardinal apodisé est utilisée pour rééchantillonner l'image de crise.

Dans cette figure, plus un point est foncé, plus le décalage correspondant est fréquent ; à l'inverse, un point blanc signifie qu'il n'existe pas de bâtiment pour lequel le décalage correspondant a été observé. On peut remarquer, dans la zone de recherche, des points aberrants ayant de petites valeurs

d'occurrence. Il peut s'agir de bâtiments ayant une hauteur très différente des autres. Mais pour la plupart, il s'agit de bâtiments pour lesquels il n'a pas été possible de trouver des décalages corrects ; ils corrompent la distribution des décalages et doivent être corrigés. Pour cela, il faudrait idéalement connaître la distribution théorique des hauteurs des bâtiments. Or il ressort des études abordant la distribution des bâtiments d'une ville en fonction de leur hauteur que ces distributions sont de nature différente selon la ville considérée ; les distributions de Rayleigh, Rice, Gauss ou log-normale sont les plus classiquement utilisées. Une possibilité consiste donc à déterminer la moyenne et l'écart type des données ou de la distribution choisie pour ajuster l'histogramme des décalages. La moyenne et l'écart type sont estimés indépendamment le long des axes \vec{o}_h et \vec{o}_\perp , et notés respectivement (μ_h, μ_\perp) et (σ_h, σ_\perp) . Les décalages sont calculés dans une nouvelle zone de recherche (rectangle en trait plein sur la figure 4.2) centrée sur (μ_h, μ_\perp) avec un intervalle de recherche sur les axes \vec{o}_g and \vec{o}_\perp respectivement égal à $[-8\sigma_h, +8\sigma_h]$ et $[-4\sigma_\perp, +4\sigma_\perp]$ (figures 4.2 et 4.3).

En pratique, les valeurs de corrélation sont calculées avec un pas entier ou subpixelique dans chaque direction dans la première zone de recherche définie précédemment. De la même façon que lors d'une analyse multiéchelle, ce pas devra être d'autant plus petit que le rapport base sur hauteur (B/H) entre les deux images et la hauteur des bâtiments seront faibles (0,25 pixel par exemple) ; inversement, si le B/H est important et les bâtiments très hauts, ce pas pourra être agrandi pour diminuer les temps de traitement (par exemple 1 pixel). Il est nécessaire de calculer une version rééchantillonnée de l'image de crise. Pour la première étape du recalage, une interpolation bilinéaire est choisie, car elle représente un bon compromis entre efficacité et temps de calcul. En effet, la première zone de recherche peut être étendue, et il n'est pas nécessaire que le résultat soit très précis. En fait, on estime que, dans un cas favorable, le pic de corrélation est estimé avec une précision de 0,5 pixel. Ceci peut être observé sur la figure 4.3 : les décalages correspondant à des valeurs entières de pixel semblent plus probables. Il s'agit d'un artefact généré par l'interpolation bilinéaire. Le même calcul peut être fait avec une interpolation utilisant un sinus cardinal apodisé à la place de l'interpolation bilinéaire (figure 4.4) : l'artefact disparaît, mais le temps de calcul pour cette étape est très important (au moins dix fois supérieur dans notre cas). Pour la seconde étape du recalage, un sinus apodisé est cette fois utilisé pour rééchantillonner l'image de crise. Le pic de corrélation est estimé par une méthode d'optimisation de Newton tronquée afin de diminuer les temps de traitement. L'initialisation de la recherche du maximum de corrélation correspond au décalage obtenu à la fin de la première étape ; dans le cas des décalages observés se situant en dehors de la seconde zone de recherche, la valeur d'initialisation est la moyenne des décalages observés. L'emplacement du pic de corrélation, c'est-à-dire le décalage du toit, est ainsi estimé avec une précision subpixelique.

4.3 Résultats et évolutions

L'évaluation des performances du recalage nécessite de connaître le décalage *attendu* pour chaque toit. Nous utilisons celui contenu dans la *base de données des décalages* et le comparons au décalage obtenu par la méthode de recalage proposée. Cette estimation est une approximation du décalage réel supposé subpixelique. Une différence résiduelle de l'ordre d'un pixel est donc possible sans signifier une erreur de recalage. Pour évaluer la qualité de l'estimation des décalages, nous avons d'abord observé la distribution de cette erreur pour l'ensemble des bâtiments considérés. Celle-ci est souvent très étalée, comme l'illustre la figure 4.5. Une estimation de la moyenne et de l'écart type n'est pas suffisante pour la modéliser. Les grandes valeurs de déviation correspondent à des cas où l'emplacement optimal trouvé est loin du théorique (structure de forme ou de radiométrie similaire dans le voisinage du bâtiment par exemple). C'est pourquoi nous avons choisi de considérer qu'un bâtiment correctement recalé présente une erreur d'estimation de décalage inférieure au pixel (mesure d'incertitude) ; nous évaluons ainsi la qualité du recalage par le pourcentage de bâtiments correctement recalés. Comme expliqué précédemment, il est attendu que la méthode de recalage soit plus efficace pour les toits des bâtiments ayant peu changé. Afin de dissocier les erreurs de recalage

dues à des dégâts sur un toit des erreurs de recalage imputables à la méthode de recalage elle-même, nous évaluons ses performances par degré de dégâts.

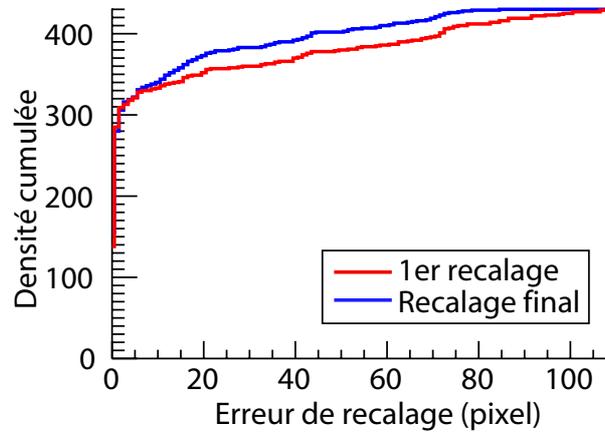


FIG. 4.5 – Histogramme cumulé des déviations de recalage à l’issue de chaque étape de la méthode de recalage proposée appliquée au cas-test de Beyrouth (couple QuickBird). Si la majorité des déviations sont inférieures à 5 pixels, des valeurs très élevées de plus de cent pixels sont également observées, notamment à l’issue de la première étape.

Les résultats du recalage sont évalués pour chaque cas-test et discutés dans les pages suivantes. Cette vérification systématique a permis de déceler les points forts et les points faibles de la méthode, et ainsi de l’améliorer en la rendant plus robuste, comme expliqué ci-après.

4.3.1 Score d’appariement

En appliquant la méthode d’estimation des décalages des toits décrite précédemment, des tests ont montré que filtrer les images par un filtre de Canny [Canny, 1986] améliore en général l’efficacité de la corrélation (coefficients de corrélation plus forts) et surtout du recalage (baisse de l’erreur de recalage). En effet, les emprises des toits étant dilatées légèrement de façon à contenir le contour du toit du bâtiment, cela fait ressortir les éléments importants (contours, éléments sur le toit) qui caractérisent les bâtiments. L’utilisation de ce filtrage passe-bande permet notamment de réduire les changements radiométriques dans les hautes fréquences (bruit, repliement de spectre) qui sont présents dans les images [Habib et al., 2004]. De façon générale, ce filtrage a pour résultat de corriger des erreurs de recalage qui sont de l’ordre de quelques pixels, et ainsi d’améliorer les performances. Le filtrage s’effectue dans le domaine des fréquences bidimensionnelles, de façon à obtenir un filtrage isotrope. Le module du résultat après filtrage est utilisé. Le filtre de Canny dans le domaine fréquentiel s’écrit :

$$H(u, v) = 4\alpha \frac{ju - v}{(\alpha^2 + u^2 + v^2)^2}, \quad (4.4)$$

où α est le paramètre qui règle la position du filtre dans le domaine fréquentiel. Au recalage de chaque bâtiment, seul un extrait de l’image de crise est rééchantillonné, afin de réduire les temps de calcul. Cela peut entraîner des artefacts sur les bords de l’image filtrée, comme illustrée sur la figure 4.6b. De façon à éviter ces effets de bords, plusieurs solutions sont possibles. L’image à filtrer peut par exemple être apodisée par une fenêtre de type Hanning, ou dupliquée dans une image plus grande avant filtrage. Le résultat de cette correction est présenté en figure 4.6c.

Cependant, le recalage des images ainsi filtrées génère également des erreurs. En particulier, nous avons constaté que dans quelques cas, par exemple pour des toits très homogènes, le maximum de corrélation est obtenu sur des zones également très homogènes mais de radiométrie très différente,

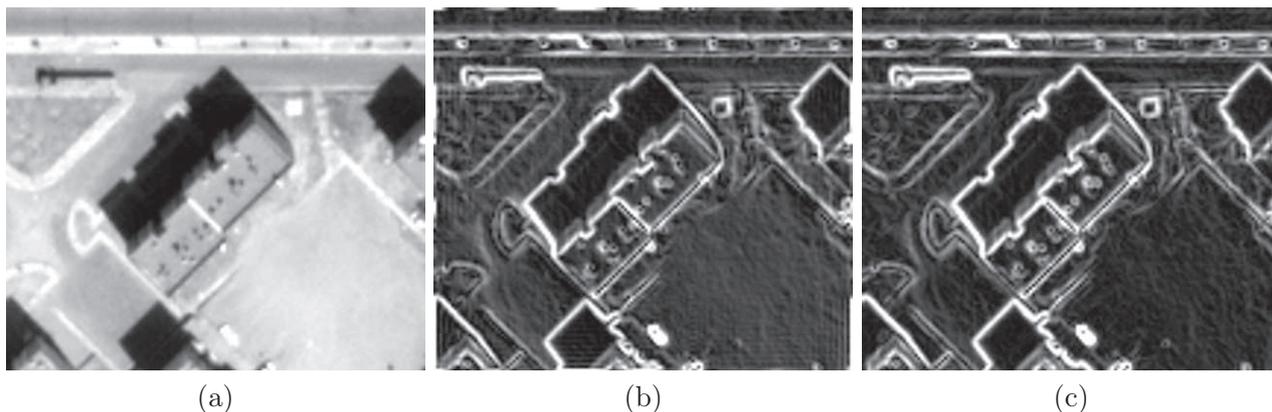


FIG. 4.6 – Suppression des effets de bords suite au filtrage par un filtre de Canny. (a) Image originale (Boumerdès). (b) Image filtrée avec Canny. Des effets de bords sont présents sur les côtés de l'image, et des rebonds sont visibles du bord vers l'intérieur de l'image. (c) Même image filtrée, mais où les effets de bords ont été évités par duplication de l'image avant filtrage.

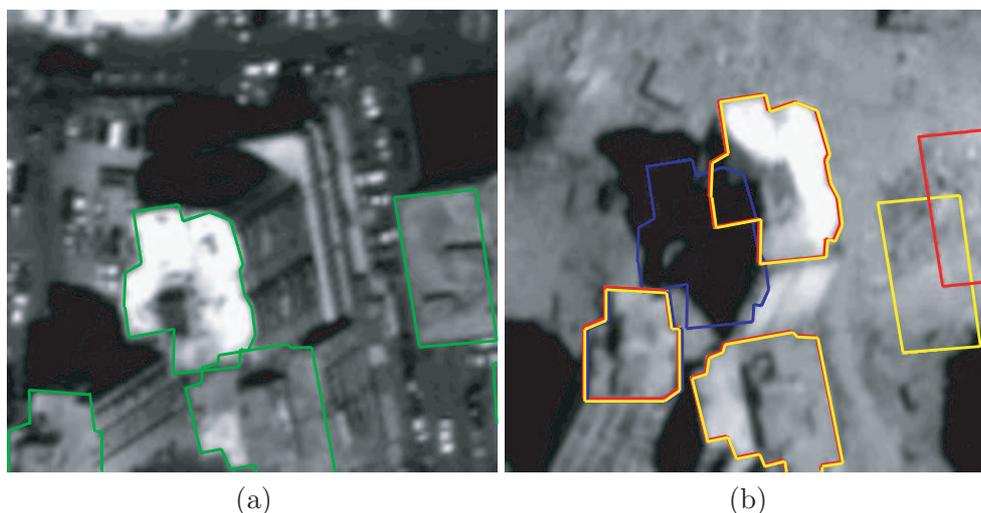


FIG. 4.7 – Couples d'images QuickBird du cas-test de Beyrouth. (a) Base de données de référence superposée à l'image de référence (12 juillet 2005). – (b) Résultats du recalage par corrélation calculée sans filtrage des images préalable (rouge), avec un filtre de Canny (bleu) et en combinant les deux mesures de corrélation (jaune). Bien que le filtrage des images améliore globalement les résultats, il existe des cas où la radiométrie initiale de l'image doit également être prise en compte pour éviter des erreurs de recalage. La solution proposée est d'utiliser les deux mesures de façon combinée.

comme les ombres : on obtient en effet deux images qui se ressemblent par l'absence de forts contours. Une illustration d'un de ces cas est présentée en figure 4.7. La zone obtenue sur l'image de crise en utilisant l'information contenue dans l'image filtrée (en bleu) n'est pas la bonne ; la prise en compte de la radiométrie (en rouge) donne ici de meilleurs résultats.

Afin de tirer avantage des deux approches, le pic de similarité est estimé conjointement à partir de la corrélation calculée sur les images filtrées et non filtrées. Ces deux mesures sont rassemblées dans un vecteur dont la norme est maximisée afin de trouver le décalage optimal. On note R_1 et R_2 respectivement l'image de référence et l'image de crise non filtrées et R_{f1} et R_{f2} respectivement l'image de référence et l'image de crise filtrées par un filtre de Canny. L'équation 4.1 est modifiée, et

TAB. 4.1 – Qualité du recalage pour les différents cas-tests (couples QuickBird) en fonction de la mesure de similarité utilisée. Seuls les bâtiments intacts sont considérés.

Cas d'étude	Corrélation des images non filtrées	Corrélation des images filtrées par Canny	Combinaison des corrélations
Bam	86 %	90 %	87 %
Boumerdès	65 %	70 %	70 %
Muzaffarabad	53 %	49 %	56 %
Ryongchon	67 %	69 %	69 %
Beyrouth			
19juin-12aout	50 %	52 %	53 %
19juin-22juillet	39 %	35 %	44 %
12juillet-12aout	20 %	23 %	26 %
19juin-09aout	36 %	30 %	39 %
12juillet-22juillet	26 %	26 %	29 %
12juillet-09aout	22 %	19 %	22 %

devient :

$$\vec{o} = \arg \max_{k_c, k_l} \sqrt{\left\{ \frac{\sum_{c,l} R_1(c,l) \cdot R_2(c+k_c, l+k_l) \cdot H(c,l)}{\sqrt{\sum_{c,l} R_1^2(c,l) \cdot H(c,l)} \cdot \sqrt{\sum_{c,l} R_2^2(c+k_c, l+k_l) \cdot H(c,l)}} \right\}^2 + \left\{ \frac{\sum_{c,l} R_{1f}(c,l) \cdot R_{2f}(c+k_c, l+k_l) \cdot H(c,l)}{\sqrt{\sum_{c,l} R_{1f}^2(c,l) \cdot H(c,l)} \cdot \sqrt{\sum_{c,l} R_{2f}^2(c+k_c, l+k_l) \cdot H(c,l)}} \right\}^2}. \quad (4.5)$$

Les performances de recalage des bâtiments intacts pour chacun des cas en utilisant les différentes mesures de similarité sont rassemblées dans le tableau 4.1. Les résultats obtenus en n'utilisant qu'une seule corrélation, sur les images filtrées ou non, sont à peu près équivalentes ou donnent un léger avantage à l'utilisation de la corrélation avec un filtrage au préalable. En revanche, l'utilisation conjointe des deux corrélations donne des résultats au moins aussi bons que ceux obtenus dans le meilleur des deux premiers cas – à l'exception du cas-test de Bam, où une légère décroissance est constatée, mais où les résultats sont tout de même satisfaisants. Cette utilisation conjointe semble plus robuste à l'usage que l'utilisation d'une mesure seule.

La maximisation du score d'appariement, composé de deux coefficients de corrélation, permet de garantir des temps de calculs répondant aux exigences de rapidité d'exécution dans un contexte opérationnel. Il existe également d'autres méthodes d'appariement, comme nous l'avons vu dans l'état de l'art en section 4.1 p. 70, qui peuvent être plus efficaces mais également plus consommatrices en temps de calcul. La mise en correspondance de primitives, appartenant aux contours des toits des bâtiments ou situées à l'intérieur de ceux-ci, peut être envisagée. Afin d'être moins affecté par la complexité de ces traitements, une sélection des emplacements les plus probables selon les coefficients de corrélation ayant été faite, la mise en correspondance permettrait de choisir parmi un nombre limité de possibilités. L'extraction des primitives à partir des toits des bâtiments constitue la difficulté majeure ; elle dépendra fortement de la résolution des images analysées.

4.3.2 Détermination de la seconde zone de recherche et apport de celle-ci

Si la définition de la première zone de recherche peut être faite de façon grossière, celle utilisée lors de la seconde étape du recalage doit être ajustée au mieux pour éviter les erreurs de recalage. De façon à garantir la généralisation de la méthode, cette seconde zone est définie de façon automatique par l'algorithme, en fonction des résultats obtenus lors de la première étape.

Dans un premier temps, la loi normale est choisie pour ajuster l'histogramme des décalages, et ainsi déterminer les bornes de la seconde zone de recherche. Le choix d'une gaussienne plutôt qu'une autre fonction n'a pas beaucoup d'importance, puisqu'elle ne concerne qu'une approximation des décalages. Cette approximation est ensuite affinée pour chaque bâtiment. L'histogramme des décalages est ajusté par une fonction gaussienne à deux dimensions, dont la moyenne (μ_h, μ_\perp) et l'écart type (σ_h, σ_\perp) sont estimés par moindres carrés. Des problèmes ont été constatés lorsque les décalages des toits ont des valeurs qui s'étalent beaucoup, par exemple quand les bâtiments sont hauts avec un B/H important (présence de pics espacés). Au lieu d'obtenir une gaussienne qui enveloppe au mieux l'histogramme des décalages, celle-ci se concentre sur le pic le plus fort, aboutissant à un écart type fortement sous-estimé.

Une autre approche a été testée avec succès, évitant ce problème. Il s'agit toujours de construire un histogramme des décalages, mais en pondérant l'importance donnée à chaque décalage par la valeur de corrélation associée ; pour cela, le coefficient de corrélation obtenu sur les images filtrées est utilisé. Concrètement, un décalage pour lequel la valeur de corrélation est faible, correspondant à un dégât ou à une erreur de recalage, aura une influence faible sur l'aspect de l'histogramme. Les valeurs correspondant à des erreurs de recalage sont ainsi naturellement "filtrées". Notons que cela suppose que les dégâts observés ne sont pas liés à la hauteur des bâtiments. Les bâtiments intacts et détruits sont supposés répartis de façon équitable dans l'histogramme, à défaut de quoi la seconde zone de recherche, déterminée principalement par les bâtiments intacts (forte corrélation), ne serait pas adaptée pour les bâtiments détruits. On estime finalement la moyenne et l'écart type de l'histogramme pondéré obtenu.

Les résultats montrent que les deux étapes de l'algorithme permettent de mieux contraindre la zone de recherche, en la restreignant notamment dans la direction σ_\perp et en la recentrant dans les deux directions. Effectivement, le recalage est globalement amélioré à l'issue de la deuxième étape, par rapport à la première (figure 4.8) : nous constatons une augmentation de la fréquence des faibles erreurs et une diminution de la fréquence des fortes erreurs, notamment pour les cas-tests de Bam et Ryongchon. Notons que cette amélioration n'est pas due au changement de l'interpolateur utilisé. En effet, si on compare la qualité du recalage à la fin de la première étape en utilisant l'interpolation bilinéaire ou le sinus cardinal apodisé, on conclue que les taux d'erreur de recalage sont comparables.

Les performances du recalage à l'issue des deux étapes ne sont pas homogènes en fonction du degré de dégâts, mais également d'un cas-test à l'autre. La qualité du recalage concernant les bâtiments intacts n'est pas améliorée d'une étape à l'autre dans les quatre cas-tests présentés en figure 4.9 : les bâtiments intacts sont recalés au mieux avec notre méthode à l'issue de la première étape. Il est plus difficile de tirer des conclusions générales pour les bâtiments endommagés à divers degrés. Dans l'ensemble, le recalage est amélioré, comme montré en figure 4.8 ; c'est notamment vrai pour les classes de dégâts intermédiaires, pour lesquels existent encore des similarités d'une image d'un bâtiment à l'autre (Bam et Ryongchon). Concernant les bâtiments totalement détruits, l'évolution de la qualité du recalage est observée dans le sens positif (Bam) aussi bien que négatif (Boumerdès). L'amplitude de la zone de recherche durant la seconde étape du recalage explique cela ; elle est petite dans le cas de Bam, mais plus grande par exemple dans le cas de Boumerdès où les décalages de toits ont des valeurs plus variables (bâtiments de hauteur très différente). Dans le cas d'une grande zone de recherche, les risques de trouver une zone similaire mais erronée sont plus grands.

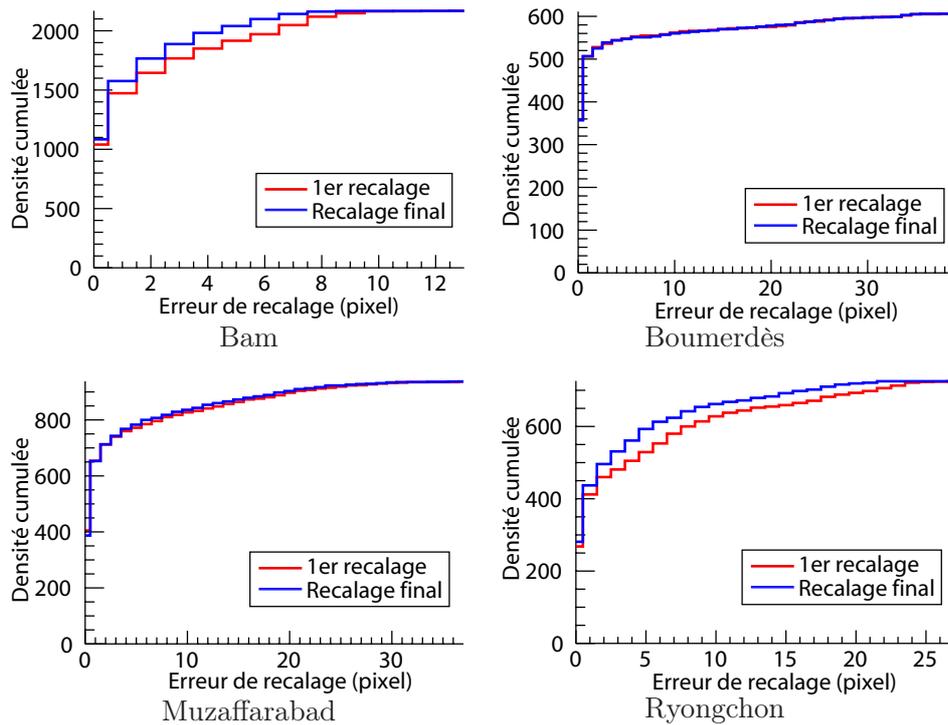


FIG. 4.8 – Histogramme cumulé des déviations de recalage à l’issue de chaque étape de la méthode de recalage proposée, pour quatre des cas-tests (cas de Bam, Boumerdès, Muzaffarabad et Ryongchon). La seconde étape permet d’améliorer sensiblement la qualité du recalage, notamment pour les cas de Bam et Ryongchon.

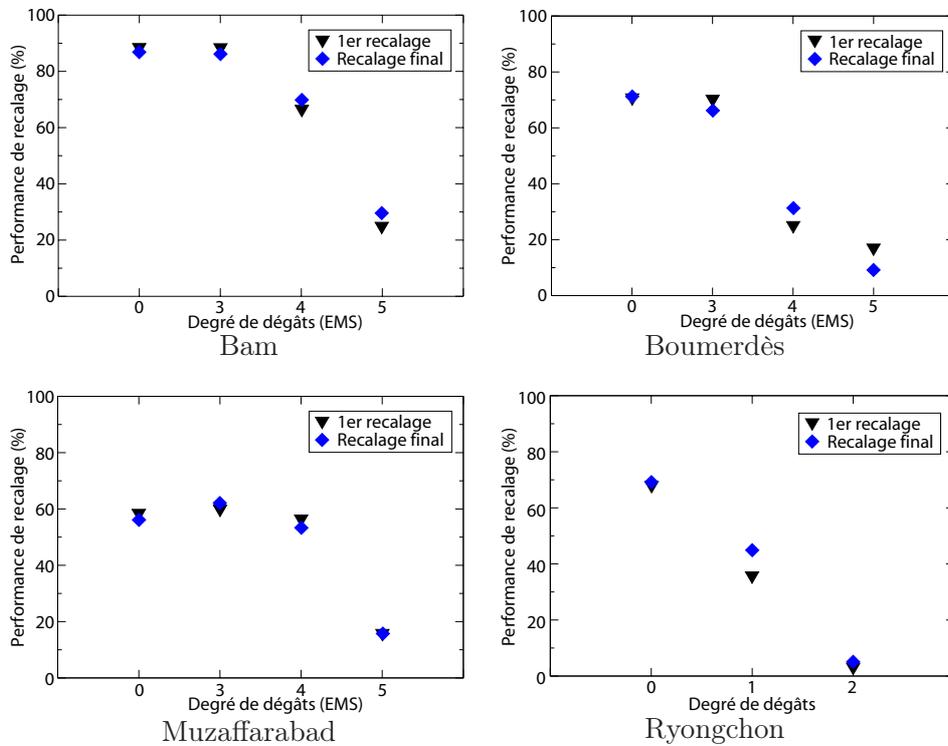


FIG. 4.9 – Évolution du taux de bâtiments pour lesquels l’erreur de recalage est inférieure à la mesure d’incertitude d’un pixel pour chaque degré de dégâts à la fin de la première et de la seconde étape du recalage (cas de Bam, Boumerdès, Muzaffarabad et Ryongchon).

4.3.3 Analyse des résultats finaux de recalage

Afin de les analyser, les erreurs finales de recalage sont réparties, pour chaque classe de dégâts, en trois catégories : les erreurs inférieures au pixel (recalage considéré correct), celles comprises entre 1 et 2 pixels, et les erreurs de plus grande amplitude. La distinction entre les deux dernières catégories permet de mieux se rendre compte de l'importance de l'erreur de recalage. Les résultats sont rassemblés en figure 4.10.

Au sein d'un cas-test, moins un bâtiment est endommagé, meilleur est le recalage. Cela est dû, comme expliqué précédemment, à l'utilisation de mesures de similarité pour recalcr les deux images. La majorité des erreurs de recalage concerne donc des bâtiments endommagés à détruits.

Pour une classe de dégâts équivalente, l'erreur de recalage n'est pas la même d'un cas d'étude à un autre. Le cas de Bam montre les meilleurs résultats, avec environ 88 % des bâtiments intacts et peu touchés correctement recalés (en vert). Pour les cas de Boumerdès et Ryongchon, ces bâtiments sont correctement recalés à environ 70 %, et pour Muzaffarabad à environ 60 % (en vert). Dans ces trois derniers cas, 20 à 30 % des bâtiments présentent une erreur de recalage comprise entre 1 et 2 pixels (en noir). Pour l'ensemble des cas-tests, environ 90 % de ces bâtiments intacts ou correspondant à un degré de dégâts EMS3 présentent une erreur de recalage inférieure à 2 pixels (figure 4.10).

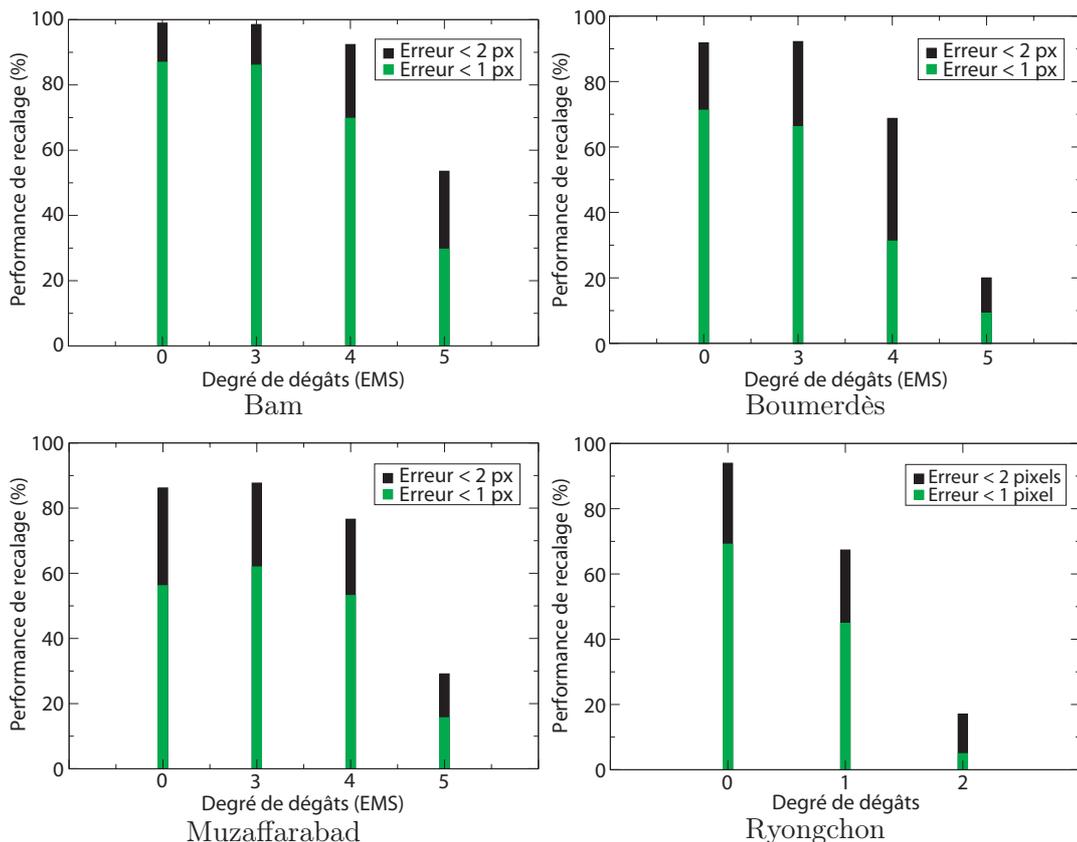


FIG. 4.10 – Taux de bâtiments pour lesquels l'erreur de recalage est inférieure à la mesure d'incertitude d'un pixel (en vert), ou inférieure à 2 pixels (en noir) pour chaque degré de dégâts (cas de Bam, Boumerdès, Muzaffarabad et Ryongchon).

Afin de proposer des explications à ces disparités dans les performances du recalage d'un cas-test à l'autre, nous procédons à une analyse systématique des performances de la méthode de recalage en

fonction de quelques paramètres considérés un à un, indépendamment des autres. Pour cela, nous nous intéressons uniquement aux bâtiments intacts ; nous nous affranchissons ainsi des effets des dégâts sur la qualité du recalage. Il a été observé précédemment (section 3.3) que les bâtiments présentent initialement des aspects très différents d'un cas à l'autre : par rapport à leur hauteur, surface de toit, forme de toit, matériaux de construction par exemple. Les deux premiers paramètres sont comparés pour quatre cas-tests. Soulignons cependant que d'un cas à l'autre, plus d'un paramètre peut changer, ne permettant pas de tirer des conclusions certaines, mais seulement des hypothèses. De nombreux tests supplémentaires seraient nécessaires pour les valider.

Recalage et surface de toit Le recalage utilise une mesure de similarité, calculée sur les pixels du toit des bâtiments entre les deux images. Cette mesure statistique sera d'autant plus robuste que le nombre de pixels considérés est grand. Il est en effet plus probable de trouver une forte similarité entre deux zones de très petite taille qui ne se correspondent pas en réalité. À l'inverse, dans le cadre d'images multitemporelles, plus une zone d'analyse est grande, plus forte est la probabilité qu'elle ait subi un changement entre les deux dates, ce qui gêne le recalage. L'influence de la taille de la surface du toit sur la qualité du recalage est donc étudiée. La répartition de la taille de toit pour quatre cas-tests est présentée en figure 4.11, en distinguant les bâtiments correctement recalés des autres. Nous observons qu'au sein de chaque cas-test, il n'existe pas de relation entre la taille de toit et la validité du recalage. Dans les cas de Bam et Ryongchon, les toits sont de plus petite taille que ceux des cas de Boumerdès et Muzaffarabad. C'est également pour les cas de Bam et Ryongchon que le recalage est meilleur. Il se pourrait que des toits de grande taille puissent être plus difficiles à recalcer, probablement à cause des changements (réflexion spéculaire, changement d'ombrage) ou à des effets de parallaxe (toits non plats).

Recalage et amplitude de décalage du toit Le décalage des toits d'une image à l'autre dépend de la hauteur des bâtiments et de la différence d'angle d'acquisition des images. À la première étape, la zone de recherche des toits dans la méthode de recalage est déterminée en fonction de ces paramètres. Celle de la seconde étape prend en compte l'étalement des valeurs obtenues ; dans le cas où les décalages observés dans la direction épipolaire sont d'amplitude très variable, elle peut être, elle aussi, très étendue. Ceci augmente les probabilités d'obtenir une mise en correspondance erronée avec une zone très semblable, ce qui n'est pas rare en milieu urbain où existent de nombreuses structures géométriques semblables ou des bâtiments voisins identiques. Les erreurs de recalage sont analysées en fonction du décalage théorique cherché, que l'on obtient à partir de la *base de données de référence* et de la *base de données des décalages*. Les histogrammes correspondants, distinguant bâtiments correctement et incorrectement recalés, sont présentés en figure 4.12. Ils montrent que pour un cas-test, les bâtiments où le décalage du toit est important ne sont pas moins bien recalés que les autres. En effet, la zone de recherche pour l'ensemble des bâtiments est la même. Les résultats montrent que les décalages s'étalent peu pour les cas de Bam et de Ryongchon, contrairement aux cas de Boumerdès et Muzaffarabad. Ces derniers nécessitent une zone de recherche des toits plus large, ce qui peut expliquer de plus nombreuses erreurs. Une grande zone de recherche créerait donc des difficultés pour le recalage.

4.3.4 Qualité du recalage en fonction de la modalité des images

Les couples d'images QuickBird précédents présentent des modalités d'acquisition différentes : les angles d'acquisition des images diffèrent, leur rapport base sur hauteur (B/H) est non nul. Cependant, l'impact de cette différence ne peut pas être étudié pour ces cas-tests, car nous ne disposons pas de suffisamment d'images QuickBird pour les quatre cas-tests de Bam, Boumerdès, Muzaffarabad et Ryongchon. Au contraire, nous avons pour le cas d'étude de Beyrouth une série d'images formant

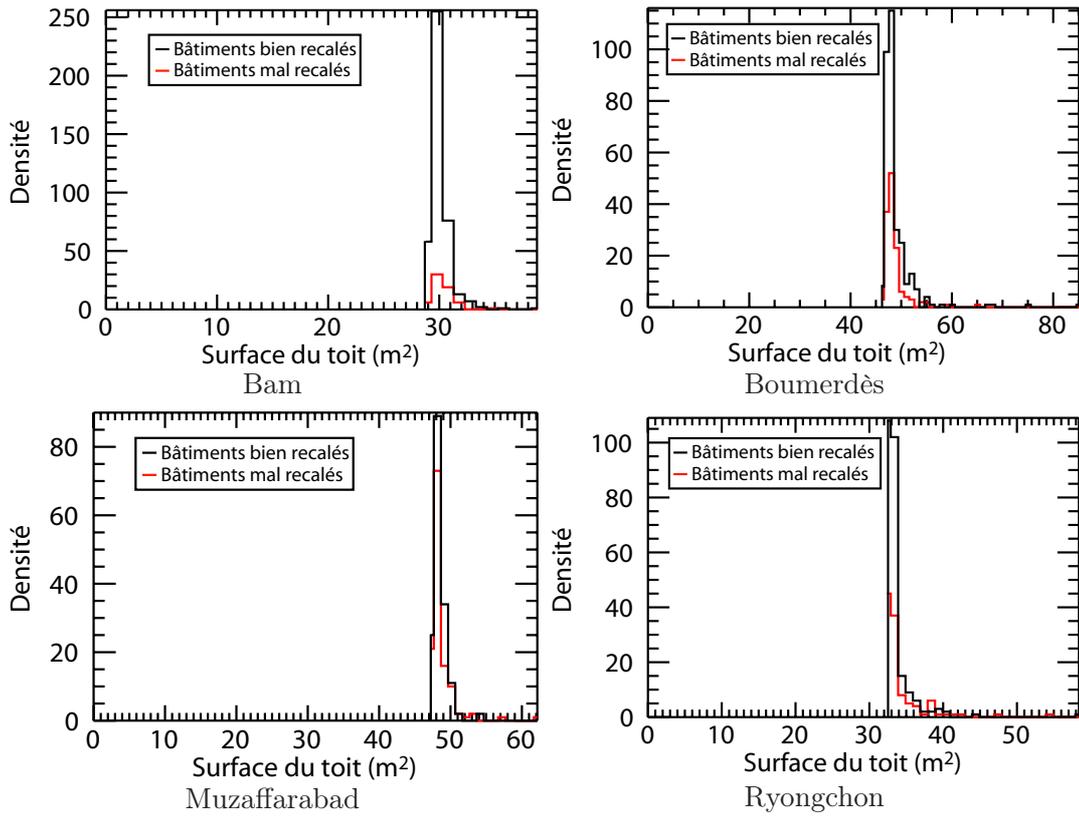


FIG. 4.11 – Histogrammes de la surface des toits (en m^2) des bâtiments correctement recalés (en noir) et mal recalés (en rouge). Au sein d'un cas-test, les deux distributions ne présentent pas de caractéristiques très différentes. En moyenne, les surfaces des toits de Bam et Ryongchon sont plus petits que celles de Boumerdès et Muzaffarabad.

des couples avec différents B/H , de différentes résolutions et mono- ou multicateurs. Ces données nous permettent d'observer l'impact de ces différents facteurs de façon cette fois indépendante.

B/H et qualité du recalage Dans un premier temps, nous étudions l'impact de la différence entre les angles d'acquisition des images sur la qualité du recalage. Cette différence est exprimée par le rapport base sur hauteur (B/H), où la base représente la distance séparant la position des capteurs lors des deux acquisitions, la hauteur étant celle du capteur. Ce rapport dépend de l'élévation et de l'azimut du satellite à chaque acquisition. On suppose que la hauteur du satellite est la même lors des deux acquisitions. En utilisant les notations précédentes, le B/H se calcule comme suit :

$$B/H = \sqrt{\left(\frac{\sin a_2}{\tan a_2} - \frac{\sin a_1}{\tan a_1}\right)^2 + \left(\frac{\cos a_2}{\tan a_2} - \frac{\cos a_1}{\tan a_1}\right)^2}. \quad (4.6)$$

Les résultats obtenus sur la série de couples d'images QuickBird du cas-test de Beyrouth sont présentés en figure 4.13. Sept couples d'image sont étudiés : les six couples référence/crise auxquels vient s'ajouter un couple référence/référence. Les B/H correspondant varient de 0,42 à 1,40, équivalent à une différence d'angle comprise entre 24° et 80° . Les résultats de recalage montrent que si l'erreur de recalage est souvent supérieure à 1 pixel, elle est cependant la plupart du temps inférieure à 2 pixels en cas de B/H modéré.

Dans les cas de différences extrêmes, il est évident que les deux images auront une géométrie très différente, même après orthorectification, notamment à cause des hauts bâtiments du quartier étudié. Leur comparaison visuelle est lente, car des décalages importants des toits des bâtiments existent ;

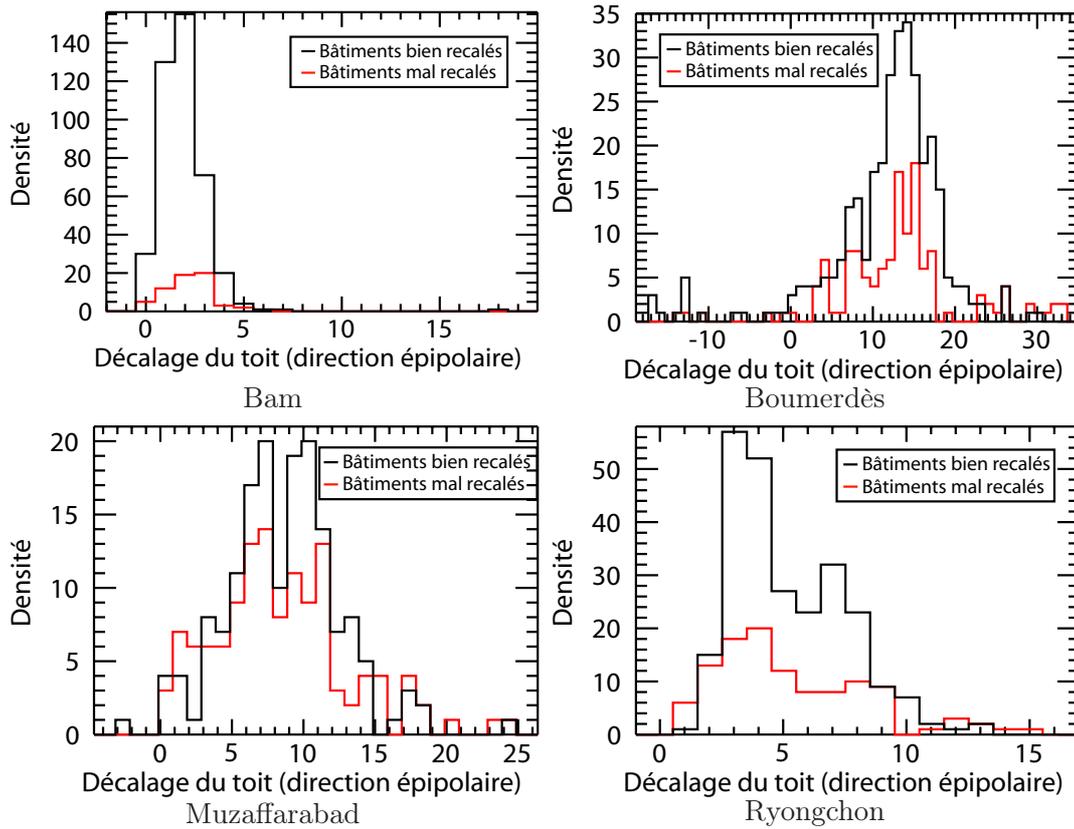


FIG. 4.12 – Histogrammes des décalages dans la direction épipolaire des toits des bâtiments correctement recalés (en noir) et mal recalés (en rouge). Au sein d’un cas-test, les deux distributions ne présentent pas de différences majeures. La zone de recherche des toits, propre à chaque cas-test, est plus réduite pour les cas de Bam et Ryongchon, conformément au faible étalement des valeurs de décalage attendues dans la direction épipolaire. Dans les cas de Muzaffarabad, et plus encore de Boumerdès, ces valeurs s’étalent davantage, nécessitant une zone de recherche plus grande.

cela pose des problèmes plus importants en cas d’automatisation. Ces changements et difficultés sont illustrés en figure 4.14. Des repères sont tracés sur l’image de référence (figure 4.14a) : un premier au sol (repère de gauche), un second sur un haut bâtiment (repère central) et un troisième sur un bâtiment de petite hauteur (repère de droite). Leur correspondance géographique est reportée sur les images de crise (figure 4.14b et 4.14c). Les repères au sol correspondent sur les trois images. En cas de B/H modéré (figure 4.14c), le toit du petit bâtiment est presque recalé et un décalage plus important est constaté pour le haut bâtiment. En cas de B/H important (figure 4.14b), les toits des bâtiments sont fortement décalés. De plus, un angle d’incidence élevé, comme c’est le cas en figure 4.14b où il vaut 45° , augmente les risques de bâtiments occultés par d’autres : le petit bâtiment de droite n’est plus visible, aucune information sur son état ne peut être extraite de cette image.

La qualité du recalage suit une tendance claire par rapport au B/H : plus celui-ci est faible, meilleurs sont les résultats. Ceci s’explique par les changements de géométrie évoqués précédemment, mais également par la zone de recherche qui doit être agrandie proportionnellement à ce B/H. Une grande zone de recherche augmente les risques d’erreurs, comme il a été suggéré précédemment.

Résolution spatiale et qualité du recalage La résolution spatiale des images peut avoir un impact sur la qualité du recalage. D’un côté, la taille de la fenêtre d’analyse a une influence sur la mesure de similarité utilisée pour le recalage ; plus grande est celle-ci (résolution plus fine), moins la mesure est sensible au bruit de l’image ou à des changements très locaux. D’un autre côté, l’augmen-

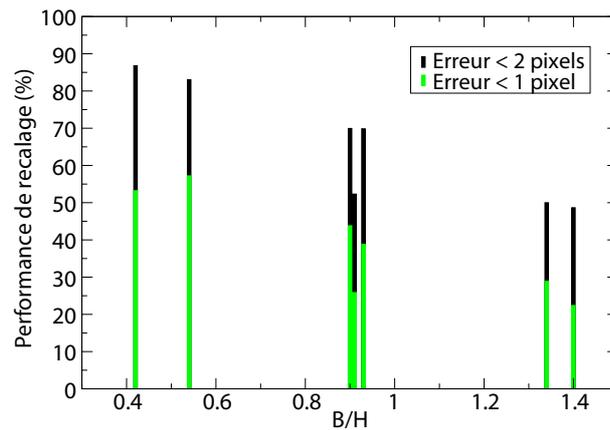


FIG. 4.13 – Taux de bâtiments intacts pour lesquels l’erreur de recalage est inférieure à un pixel et à deux pixels à l’issue du recalage en fonction du B/H du couple QuickBird analysé.

tation de la résolution spatiale entraîne l’apparition de nouveaux détails, et donc un risque accru de voir ces changements locaux. Il est donc intéressant de regarder en pratique quelle est la tendance suivie en comparant la qualité du recalage de couples d’images de résolution spatiale différente.

Nous comparons les résultats obtenus sur des couples d’images THR issus de deux capteurs différents, QuickBird et Ikonos, ayant pour résolution respective 0,6 m et 1 m. Cependant, nous ne disposons que de peu de couples d’images référence/crise Ikonos : un pour le cas de Muzaffarabad, et quatre pour le cas de Beyrouth. Afin de compléter cet ensemble de données, les images QuickBird ont été sous-échantillonnées à la résolution spatiale de 1 m. Cette approche a par ailleurs l’avantage de faciliter la comparaison des performances pour les deux résolutions spatiales, puisqu’il s’agit des mêmes images. De façon à se rapprocher de la qualité des images Ikonos, un bruit est ajouté aux images QuickBird sous-échantillonnées, maintenant le rapport signal à bruit constant (supposé égal à 100 [Cook et al., 2001]).

Les résultats sont rassemblés dans le tableau 4.2. Notons que le test n’a pas été fait pour le cas de Muzaffarabad, à la vue des résultats obtenus avec les couples d’images QuickBird. Le taux de bâtiments intacts pour lesquels l’erreur de recalage est inférieure à 1 pixel est plus élevé dans le cas des images sous-échantillonnées que pour les images à leur résolution originale. Un pixel sur chaque type d’image ne représente pas la même distance réelle. Nous étudions donc le taux de bâtiments pour lesquels l’erreur de recalage est inférieure à 0,6 m, soit 1 pixel pour les images QuickBird originale et 0,6 pixel pour les images QuickBird sous-échantillonnées. Si on considère le taux de bâtiments intacts pour lesquels l’erreur de recalage est inférieure à 0,6 m, les résultats sont la plupart du temps équivalents ; plus rarement, les performances de recalage sont légèrement inférieures avec des images sous-échantillonnées qu’avec les images originales. Ces résultats sont conformes à nos attentes, car dans le cas de couples d’images QuickBird sous-échantillonnées, les décalages sont estimés à partir des images à pleine résolution, c’est-à-dire avec une incertitude de 1 pixel valant 0,6 m. De plus, ces résultats confirment l’aspect subpixelique du recalage.

Les résultats du recalage obtenus sur les couples monocapteurs (QuickBird et Ikonos) du cas-test de Beyrouth sont également comparés. Les conditions d’acquisition de chaque couple d’images sont différentes. Nous observons donc la tendance en fonction du B/H, comme précédemment. Les résultats sont présentés en figure 4.15 : les taux de recalage correct obtenus pour les couples QuickBird correspondent aux résultats présentés en vert sur la figure 4.13. Les résultats correspondants aux couples Ikonos sont ajoutés. On observe qu’ils suivent la même tendance que celle des couples QuickBird. Les performances de recalage semblent équivalentes, quel que soit le capteur utilisé, et celles-ci sont d’autant meilleures que le B/H est faible.

La méthode de recalage est donc robuste pour les résolutions des capteurs testés.



(a) Image QuickBird de référence du 19 juin 2006.



(b) Image QuickBird de crise du 9 août 2006. Le B/H avec l'image (a) est de 1,40.



(c) Image QuickBird de crise du 12 août 2006. Le B/H avec l'image (a) est de 0,42.

FIG. 4.14 – Extraits d'images du cas-test de Beyrouth. Des repères sont tracés sur l'image de référence (a) ; leur correspondance géographique est reportée sur les images de crise (b et c). Les repères au sol (à gauche) correspondent sur les trois images. En cas de B/H modéré (en c), le toit du petit bâtiment (à droite) est presque recalé et un décalage plus important est constaté pour le haut bâtiment (au milieu). En cas de B/H important (en b), les toits des bâtiments sont fortement décalés. De plus, un angle d'incidence élevé, comme c'est le cas en (b) où il vaut 45° , augmente les risques de bâtiments occultés par d'autres : le petit bâtiment de droite n'est plus visible, aucune information sur son état ne peut être extraite de cette image.

Capteurs et qualité du recalage En cas de crise, il est souhaitable de pouvoir utiliser des images issues de différents capteurs, afin de raccourcir le délai d'acquisition de la première image de crise.

TAB. 4.2 – Taux de bâtiments intacts pour lesquels l’erreur de recalage est inférieure à 1 pixel ou à 0,6 m pour les couples d’images QuickBird originales ayant une résolution spatiale de 0,6 m (QB) et sous-échantillonnées à une résolution spatiale de 1 m (QB_{1m}).

	Bam		Boumerdès				Ryongchon	
	QB	QB _{1m}	Crise Mai		Crise Juin		QB	QB _{1m}
Erreur < 1 pixel	87 %	97 %	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}
Erreur < 0,6 m	87 %	85 %	70 %	83 %	69 %	91 %	69 %	90 %
			70 %	67 %	69 %	62 %	69 %	68 %

	Beyrouth					
	19 Juin/12 Août		19 Juin/22 Juillet		12 Juillet/12 Août	
	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}
Erreur < 1 pixel	55 %	78 %	44 %	61 %	26 %	42 %
Erreur < 0,6 m	55 %	53 %	44 %	41 %	26 %	22 %

	Beyrouth					
	19 Juin/9 Août		12 Juillet/22 Juillet		12 Juillet/9 Août	
	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}
Erreur < 1 pixel	39 %	63 %	29 %	45 %	22 %	40 %
Erreur < 0,6 m	39 %	40 %	29 %	26 %	22 %	24 %

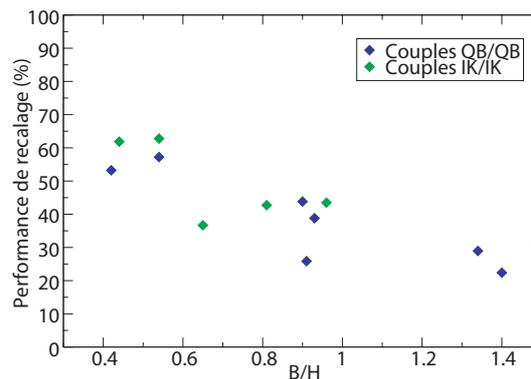


FIG. 4.15 – Taux de bâtiments intacts pour lesquels l’erreur de recalage est inférieure à un pixel à l’issue du recalage en fonction du B/H des couples monocapteurs QuickBird (QB) et Ikonos (IK) analysés.

L’utilisation d’un couple d’images multicapteur est donc testée, afin d’évaluer l’impact que cela a sur la qualité du recalage, et donc probablement sur les performances de la détection de dégâts qui suit. À partir des images QuickBird et Ikonos utilisées précédemment, nous construisons des couples multicapteurs référence/crise : QuickBird/Ikonos et Ikonos/QuickBird. Cette fois encore, les B/H associés aux différents couples diffèrent des précédents. Étant donné les conclusions précédentes, indiquant la faible influence de la résolution des images QuickBird ou Ikonos sur les résultats, nous estimons que les résultats de cette étude montreront l’impact de l’aspect multicapteur.

Le taux de bâtiments intacts correctement recalés est calculé pour chaque couple et l’ensemble est reporté en figure 4.16. La conclusion est qu’il n’y a pas de différence significative de performances de recalage entre un couple monocapteur et un couple multicapteur. Les résultats suivent la même tendance : les performances décroissent linéairement avec l’augmentation du B/H. La méthode de recalage est donc robuste à l’utilisation de couples THR multicapteurs.

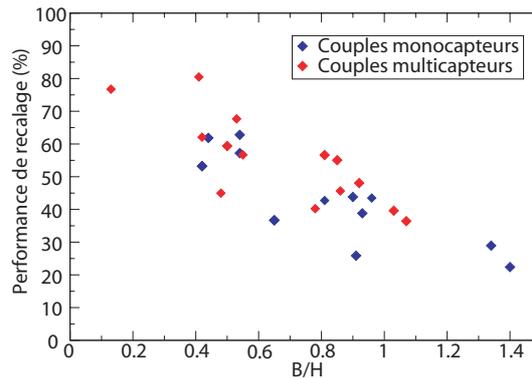


FIG. 4.16 – Taux de bâtiments intacts pour lesquels l’erreur de recalage est inférieure à un pixel à l’issue du recalage en fonction du B/H des couples monocapteurs (QuickBird et Ikonos) et multicapteurs analysés.

4.4 Identification des problèmes d’application

Des changements importants de radiométrie, comme l’apparition de réflexion spéculaire ou d’une ombre, posent localement des problèmes de recalage. C’est notamment vrai pour le cas de Boumerdès. Une solution à ce problème pourrait être de détecter les pixels pour lesquels le capteur a été saturé et de les écarter du calcul (une méthode applicable au capteur Ikonos est proposée dans [Haverkamp et Poulsen, 2003]). Un test dans ce sens a été mené sur un couple d’images QuickBird de Boumerdès, en écartant du calcul de la corrélation les pixels dont la valeur excède un seuil. Les performances du recalage sont légèrement améliorées, passant de 70 % à 72 % pour les bâtiments intacts par exemple. Pour les pixels d’ombre, il existe des méthodes permettant de les détecter, par exemple en se basant sur les statistiques de l’image d’origine (moyenne et variance), ou encore en projetant les données dans un nouvel espace comme celui proposé dans [Gevers et Smeulders, 1999]. On peut alors en corriger les valeurs ; dans [Sarabandi et al., 2004], les méthodes de correction gamma, de corrélation linéaire et de mise en correspondance d’histogrammes sont testées. Ces méthodes nécessitent de régler des paramètres, qui, d’après les auteurs, ne doivent pas être appliqués à toute l’image sans précaution ; le problème est donc plus important quand il s’agit d’une nouvelle scène inconnue et devant être traitée rapidement. De plus, dans le cadre de la détection de dégâts, la correction des valeurs de pixels d’ombre est délicate ; en effet, n’ayant pas d’information sur la forme en trois dimensions des objets observés et sachant qu’un dégât peut créer une zone d’ombre imprévisible, il est difficile de distinguer une ombre *normale* d’une ombre due à un dégât et ne devant pas être supprimée.

Nous constatons que l’hypothèse selon laquelle les toits ne se déforment pas (ou de façon négligeable) en l’absence de dégâts d’une image sur l’autre n’est pas toujours vérifiée. Dans notre cas, nous ne connaissons pas la forme du toit. Elle n’est pas compensée lors de la phase de prétraitement, tout comme la forme globale du bâtiment. En particulier si le toit est formé d’éléments de différentes hauteurs, ceux-ci sont translatés de quantités différentes. L’hypothèse de simple translation du toit n’est donc strictement vraie qu’en cas de toit plat ; plus le toit connaît des variations de hauteurs importantes, plus il sera déformé par les différences d’angle d’acquisition. Un exemple illustre cela en figure 4.17, sur le cas du séisme de Boumerdès. Le bâtiment au centre de l’extrait des images est composé de deux parties principales de hauteur différente : la forme initiale du bâtiment diffère de celle sur l’image de crise. On remarque qu’à l’issue d’un recalage par translation tel que nous le faisons, deux positions de cette forme sur la seconde image pourraient constituer une solution acceptable, en recalant l’une ou l’autre partie du bâtiment ; ces deux positions sont distantes de plusieurs pixels. Ainsi, en fonction du décalage contenu dans la *base de données des décalages*, une erreur importante de recalage peut être obtenue, bien qu’elle soit due à une décision arbitraire lors de la construction

de la base de données.

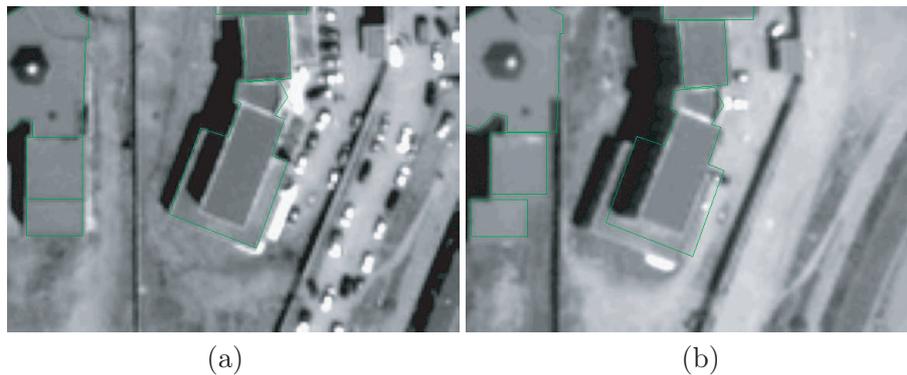


FIG. 4.17 – Déformation géométrique du toit non corrigée par le prétraitement des images. L’emprise des toits est extraite à la main sur l’image de référence (a), puis translaturée par corrélation sur l’image de crise (b). Extrait des images de Boumerdès (Algérie).

Par ailleurs, en milieu urbain dense, comme dans le quartier de Haret Hreik de Beyrouth, la présence de hauts bâtiments crée des zones d’occultation cachant totalement ou partiellement le toit d’autres bâtiments. Seuls les cas d’occultations partielles permettent un recalage correct, comme illustré sur deux séries d’exemples en figure 4.18. La partie visible du bâtiment partiellement caché doit être suffisamment importante pour permettre ce recalage. Pour les bâtiments totalement cachés, aucune information n’est disponible ; ils ne peuvent donc pas être recalés de cette façon. Concernant la quantification de dégâts subséquente, ces régions d’occultation, même partielle, pourront être interprétées comme des changements. Une solution consisterait à analyser l’emplacement des bâtiments les uns par rapport aux autres et ainsi de définir les bâtiments cachés, partiellement ou totalement. Par la suite, la décision sur la présence ou non de dégâts pourra tenir compte de cette information, par exemple avec la baisse d’une mesure de confiance dans la décision.

Si les bâtiments ont une hauteur importante et qu’ils sont observés avec des angles d’acquisition très différents, le décalage observable des toits est important. C’est notamment le cas de la ville de Beyrouth, où la hauteur des bâtiments s’échelonne de la plus petite (un étage) à une trentaine de mètres. Avec la méthode proposée, il est nécessaire de définir une zone de recherche très large. Il a été observé que le recalage est plus difficile dans ce cas, à cause de la présence de plusieurs maxima locaux. Une amélioration à la méthode proposée consiste à évaluer, lors de la première étape du recalage, par exemple la hauteur du bâtiment, puis à définir une zone de recherche propre à chaque bâtiment, plus contrainte. La difficulté de cette approche est d’évaluer efficacement la hauteur du bâtiment, sans quoi il serait impossible de bien centrer la petite zone de recherche sur l’emplacement approprié et donc de recalquer le toit du bâtiment.

4.5 Adéquation de la méthode de recalage proposée à la quantification de dégâts

L’objectif de ces travaux est de quantifier les dégâts sur les bâtiments. Pour cela, nous avons proposé une solution au problème préalable de la mise en correspondance des toits des bâtiments. Nous avons déterminé les situations dans lesquelles le recalage proposé est appliqué avec succès, et les difficultés qu’il reste à résoudre afin d’obtenir un meilleur recalage. Dans un objectif de quantification de dégâts, nous cherchons maintenant à déterminer les situations où le recalage sera suffisant, ou au contraire où des problèmes vont se poser. Nous distinguons deux situations. D’une part les bâtiments pour lesquels la notion de recalage a clairement du sens ; il s’agit des bâtiments dont le toit est intact à peu endommagé. D’autre part les bâtiments pour lesquels la mise en correspondance

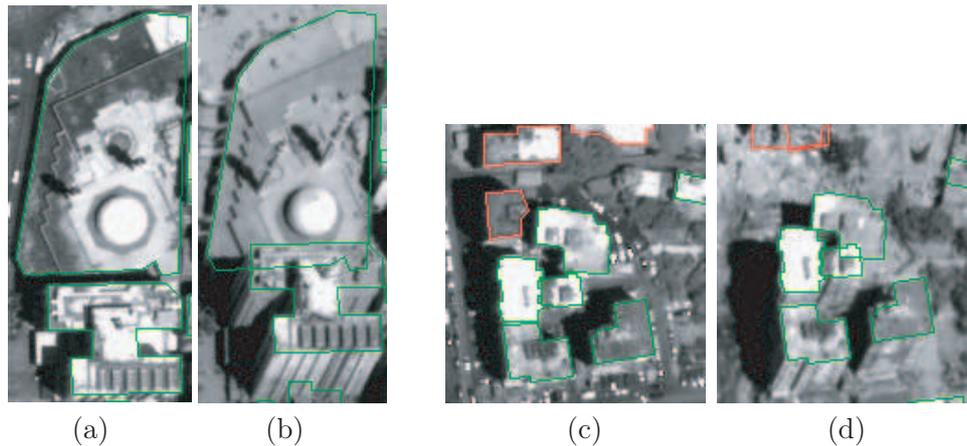


FIG. 4.18 – L’emprise des toits est extraite à la main sur l’image de référence (a et c) puis translaturée par corrélation sur l’image de crise (b et d). Le toit du bâtiment partiellement caché par un de ses voisins sur l’image de crise a été recalé avec succès. Extraits des images de Beyrouth (Liban).

n’a plus vraiment de sens ; ce sont les bâtiments très endommagés à complètement détruits.

Les bâtiments intacts à peu endommagés sont relativement bien recalés en général, d’autant mieux que les changements non pertinents sont limités. Les principales limitations sont des changements d’éclairage, notamment les ombres portées sur les toits des bâtiments, et les changements de géométrie de l’image, entraînés par des changements d’angles d’acquisition. Nous avons vu qu’une erreur de recalage d’au plus quelques pixels, en majorité inférieure à 2 pixels, peut être observée. Dans le cas de quantification de dégâts basée sur des mesures à l’échelle du pixel, une erreur de recalage même faible a en théorie un fort impact. Cependant, si on souhaite améliorer le recalage, il faut pouvoir éliminer la source de changement faisant décroître la similarité du toit lors du recalage ; dans le cas contraire, la position correcte donnerait une similarité plus faible que celle qui a été obtenue par la méthode proposée, réduisant les probabilités de bonne classification. Dans le cas d’une quantification de dégâts basée sur les régions, l’influence d’une erreur de recalage inférieure à 2 pixels est moindre, puisque la mesure est lissée sur le segment entier ; seuls les petits dégâts seront moins bien détectés, s’ils sont exclus de la zone analysée.

La méthode ne permet pas de recalier les bâtiments dont les toits sont très endommagés à complètement détruits – on peut d’ailleurs s’interroger sur l’existence de cette notion de recalage pour ces bâtiments. Malgré tout, cela ne signifie pas que ces bâtiments seront mal classés. En effet, le plus probable est que la zone choisie par la méthode de recalage ait peu de ressemblance avec le toit du bâtiment de l’image de référence. Paradoxalement, ce bâtiment a donc de fortes probabilités d’être correctement classé. Pour la quantification de dégâts, il est possible que les dégâts soient sous-estimés. Très rarement, il existe des cas où la position du toit trouvée correspondra malheureusement à une zone différente mais très similaire ; le bâtiment est alors associé à tort à la classe intact. Ces cas particuliers mis à part, la similitude est vraisemblablement plus faible que si le bâtiment était intact : le bâtiment est associé à une classe présentant des dégâts. Il y aura donc une confusion entre des classes correspondant à des dégâts importants. Ceci est peu important si la priorité est donnée à la détection de ces dégâts, c’est-à-dire à la distinction binaire bâtiments intacts / bâtiments détruits.

Enfin, la méthode de recalage proposée ne fonctionne pas dans les deux cas suivants : si les toits des bâtiments sont extraits par segments contenant chacun des éléments de hauteur très différente, ou si les toits subissent des changements importants non liés aux dégâts tels que la construction de

nouvelles structures sur le toit (nouvel étage par exemple). La quantification de dégâts ne pourra dans ce cas pas se faire efficacement par l'analyse des toits seule, de nombreux changements étant observés quel que soit l'état réel du bâtiment.

Chapitre 5

Quantification de dégâts

Les toits des bâtiments étant recalés, il est possible de quantifier les dégâts sur ces objets d'intérêt, en comparant leur état entre l'image de référence et l'image de crise. Sur l'image de référence, les emprises de toits des bâtiments sont définies par la *base de données de référence* ; sur l'image de crise, les emprises recalées par l'algorithme de recalage précédent sont utilisées. Le premier objectif de nos développement est de définir et d'extraire les caractéristiques qui permettront de quantifier le degré de changement observé sur chacun des toits. Différents indices de changements ont été testés dans le cadre de cette thèse à partir des observations faites lors de l'état de l'art. En second lieu, il s'agit d'attribuer un degré de dégâts à chacun des bâtiments, à partir des indices de dégâts extraits de leur toit. Enfin, la troisième étape est la validation des résultats, à l'aide de la *base de données d'évaluation* ; cette validation est quantitative, permettant une comparaison des différents indices de dégâts testés, ainsi qu'une compréhension des avantages et des limites de chacun sur les différents cas-tests.

5.1 Indices de dégâts

L'ensemble des indices qui permettent, sur des images satellites optiques THR, d'évaluer si un bâtiment a subi des dégâts ou non a été décrit dans la section 2.3.1. Les principaux indices sont les aspects radiométrique et géométrique de son toit ; vient ensuite celui de son ombre, puis, dans une moindre mesure, son voisinage direct tel que l'apparition de gravats à son pied ou d'une activité importante (plus difficile à analyser à la résolution spatiale actuelle), ainsi que, de façon opportuniste, son comportement par rapport aux bâtiments voisins. Dans cette optique, nous avons mis en place et testé plusieurs indices de changements, afin de décrire ces indices de dégâts.

5.1.1 Corrélation

Si les objets d'intérêt sont correctement recalés, nous faisons l'hypothèse qu'une mesure de similarité pixel à pixel est représentative du degré de changements entre les deux images, et donc du degré de dégâts [Stramondo et al., 2006 ; Chen et Hutchinson, 2005 ; Adams, 2004 ; Eguchi et al., 2003 ; Dou et al., 2003]. Nous vérifions cette hypothèse sur le cas-test de Bam : la figure 5.1 montre sous forme de boîtes à moustaches les valeurs des quartiles et de la moyenne des coefficients de corrélation pour chaque classe de dégâts. Nous constatons une décroissance du coefficient de corrélation quand le degré de dégâts augmente.

Les coefficients de corrélation obtenus par l'équation 5.1, sur des images filtrées ou non, étant calculés lors de l'étape de recalage, ils sont naturellement utilisés pour mesurer la similarité des toits des bâtiments entre les deux images. Le maximum de corrélation obtenu à partir des images non

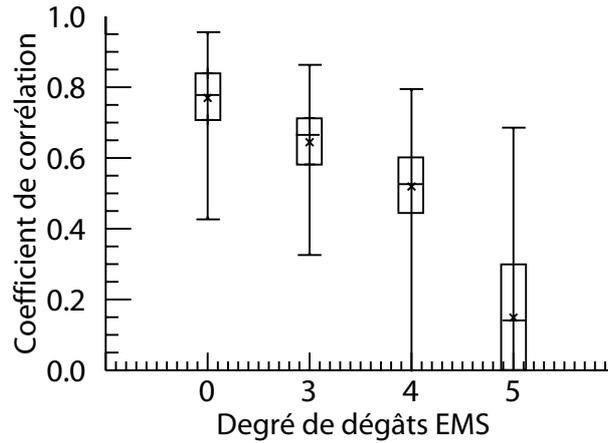


FIG. 5.1 – Distribution sous forme de boîte à moustache des valeurs de corrélation (images filtrées) calculées à partir des pixels des toits des bâtiments de Bam.

filtrées est calculé pour chaque bâtiment entre les deux images :

$$corr = \frac{\sum_{c,l} R_1(c,l) \cdot R_2(c + k_c^*, l + k_l^*) \cdot H(c,l)}{\sqrt{\sum_{c,l} R_1^2(c,l) \cdot H(c,l)} \cdot \sqrt{\sum_{c,l} R_2^2(c + k_c^*, l + k_l^*) \cdot H(c,l)}}. \quad (5.1)$$

Le maximum de corrélation correspondant aux images filtrées par un filtre de Canny est obtenu de façon similaire. Ce coefficient apporte principalement de l'information sur la similarité des contours dans l'emprise du toit. Il a été souligné dans la partie précédente que ce filtrage préalable a permis d'améliorer la qualité du recalage, puisque les contours du toit étaient inclus dans l'emprise de calcul. Nous ajoutons ici que, dans le cadre de la détection de dégâts, cela a l'avantage de quantifier, dans une certaine mesure, l'évolution des contours autour et sur le toit. Notamment, des contours marqués existent entre le toit du bâtiment et l'ombre de celui-ci. Ces contours ressortent bien lorsque le bâtiment est intact, mais seront atténués, voire inexistantes, lorsque le bâtiment est détruit (figure 5.2). La modification ou la disparition d'un contour est donc un indice de dégâts qui est en partie exploité par la corrélation des images filtrées.

5.1.2 Analyse de texture

Il a été précédemment mis en avant dans ce document que l'organisation spatiale des valeurs des pixels sur les toits des bâtiments permet de statuer sur l'état d'endommagement de ceux-ci. Notre but est de caractériser les différences de texture entre l'image de référence et l'image de crise. Plusieurs travaux trouvés dans la littérature modélisent la texture des images par les matrices de cooccurrence. Nous nous sommes donc naturellement intéressés à cette analyse. [Haralick et al., 1973] proposent plus d'une dizaine d'indices extraits de la matrice de cooccurrence. L'interprétation physique de ces indices est parfois difficile, car ils caractérisent la matrice de cooccurrence, elle-même tirée de l'image. Après avoir testé plusieurs de ces indices, en les groupant de diverses façon, nous avons obtenu des résultats peu satisfaisants. Nous avons donc testé une autre approche, basée sur l'analyse spatio-fréquentielle des images. Ce type de méthode n'avait pas encore été testé dans le cadre de la détection de dégâts. Elle a l'avantage de conduire à des indices de texture plus familiers (par exemple l'énergie ou l'entropie d'une image) que les précédents. Il a été montré que le contenu fréquentiel et l'orientation des éléments de texture sont efficaces pour discriminer différents types

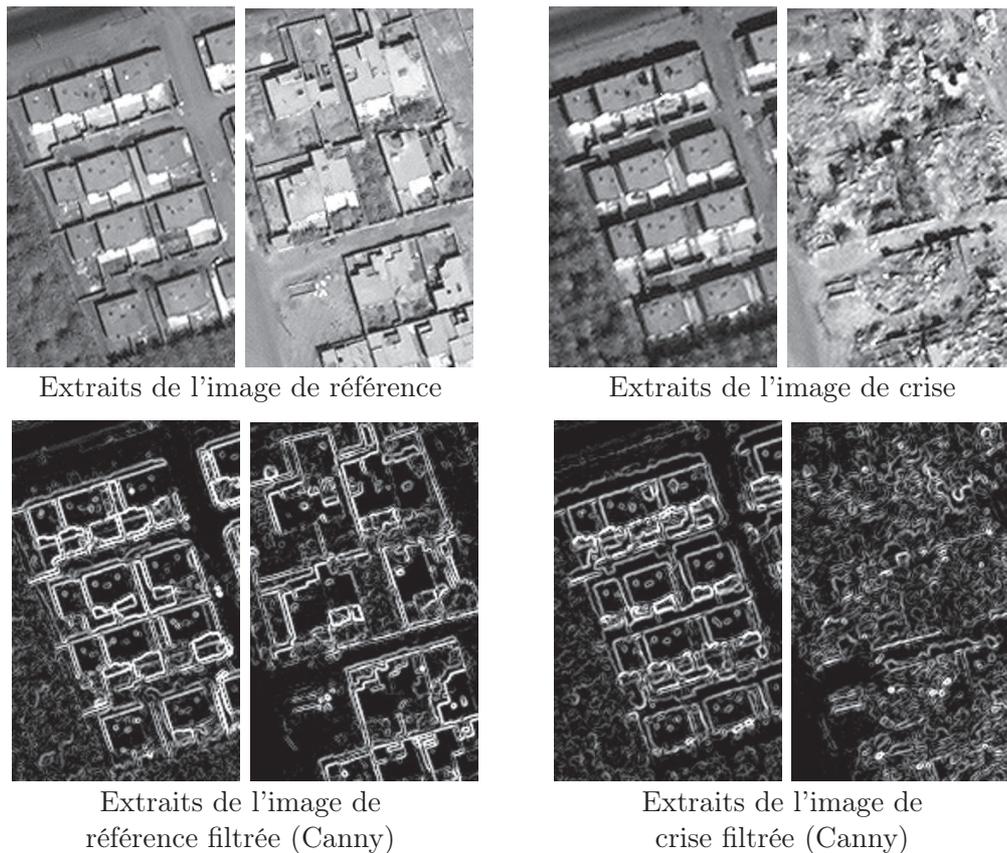


FIG. 5.2 – Extraits du couple d’images QuickBird du cas d’étude de Bam et résultats du filtrage de ceux-ci par un filtre de Canny afin de détecter les contours dans l’image. Pour chaque image, sur l’extrait de gauche, les bâtiments sont restés intacts. Sur l’extrait de droite, les bâtiments ont été totalement détruits. Sur l’image de référence après filtrage, les contours sont rectilignes et bien marqués ; à l’opposé, sur l’image de crise, ils n’ont pas de structures et sont moins marqués. Le changement de ces contours est donc un indice de dégâts.

de texture [Mallat, 1999]. L’analyse de la répartition dans le domaine de Fourier de l’énergie d’une texture présente donc un intérêt *a priori*. Nous avons choisi une analyse basée sur les filtres de Gabor.

Construction des filtres de Gabor

Un filtre de Gabor est caractérisé par une sinusoïde complexe modulée par une gaussienne à deux dimensions orientée. C’est pourquoi ce filtre est efficace dans le cadre d’une analyse de texture ayant des caractéristiques qui dépendent de l’orientation [Mallat, 1999]. Cependant, puisque dans notre cas les dégâts sur les bâtiments n’ont pas d’orientation privilégiée, les filtres de Gabor $f(c, l)$ sont rendus circulairement symétriques [Coggins et Jain, 1985 ; Porter et Canagarajah, 1997]. L’équation de ces filtres dans le domaine spatial est du type :

$$f(c, l) = g(c, l) \exp \left(-2\pi j F \sqrt{c^2 + l^2} \right), \quad (5.2)$$

$$\text{où } g(c, l) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left(-\frac{c^2 + l^2}{2\sigma^2} \right).$$

et F est la fréquence centrale. Le facteur d’échelle σ est défini tel que les hautes fréquences sont plus localisées spatialement que les basses fréquences :

$$\sigma = \mu/F, \text{ où } \mu \text{ est choisi constant.} \quad (5.3)$$

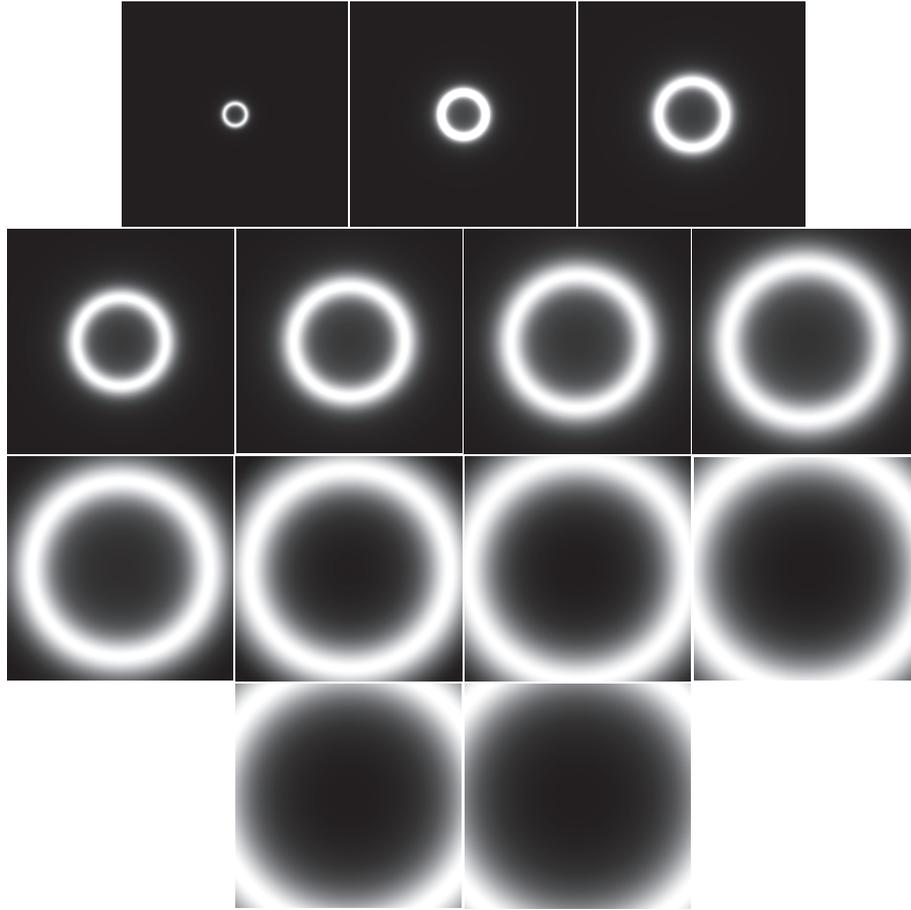


FIG. 5.3 – Représentation des filtres de Gabor dans le domaine de Fourier. Soit un espace normalisé $[-1, 1]^2$; les centres des filtres F sont échelonnés de 0,1 à 1,3 avec un intervalle de 0,1 et $\mu = 3,0$.

Un ensemble de 13 filtres de Gabor est choisi afin de pouvoir analyser des variations fines du spectre. Soit un espace normalisé $[-1, 1]^2$, les centres des filtres sont situés à intervalle de 0,1, $F = \{0,1; 0,2; \dots; 1,3\}$. On choisit $\mu = 3,0$ de façon à obtenir un compromis entre couverture du domaine fréquentiel et limitation du chevauchement des filtres (figure 5.3).

Extraction d'indices de dégâts

Chaque image est convoluée par le même filtre de Gabor $f : I' = I * f$. Les énergies E_1 et E_2 des empreintes des toits sont calculées respectivement sur l'image de référence et sur l'image de crise :

$$\begin{aligned} E_1 &= \sum_{c,l} (I'_1(c,l)H(c,l))^2, \\ E_2 &= \sum_{c,l} (I'_2(c,l)H(c+k_c^*, l+k_l^*))^2, \end{aligned} \quad (5.4)$$

où k_c^* et k_l^* sont les décalages estimés des toits respectivement en colonnes et en lignes. Un ratio de ces énergies est ensuite calculé pour évaluer la quantité de changements entre les images. Les ratios E_2/E_1 et $1 - \min\{E_2/E_1, E_1/E_2\}$ ont été testés. Ils donnent des résultats de classification équivalents pour évaluer les dégâts. L'avantage du second est d'être normalisé, mais l'information sur la direction du changement (augmentation ou diminution de l'énergie entre les deux images) est alors perdue. C'est pourquoi le premier ratio E_2/E_1 a été choisi. Un ratio dont la valeur est proche de 1 indique qu'il n'y a pas eu de changement.

En appliquant les 13 filtres définis précédemment, 13 énergies (équation 5.4) sont obtenues pour chaque image, et par conséquent 13 ratios pour le couple d'images étudié. Ces ratios seront désignés par la suite comme des *indices de texture*.

5.2 Classifieurs

À partir des caractéristiques extraites du toit, un degré de dégâts est associé à chaque bâtiment. Deux stratégies de classification peuvent être envisagées pour cela : une classification non-supervisée ou supervisée. La première pourrait être préférable car elle ne nécessite pas d'intervention de la part de l'utilisateur. La seconde donne en revanche souvent de meilleurs résultats de classification, mais requiert la constitution d'un ensemble d'apprentissage.

La première tentative de classification se fait par l'utilisation d'un seuil fixé au préalable. Cette méthode s'avère inadaptée. En effet, il a été observé qu'en fonction du cas étudié (type de bâti, type de catastrophe...) et des images disponibles (résolution, qualité radiométrique...), les valeurs des indices de dégâts utilisés, bien que correspondant à un même degré d'endommagement, peuvent varier. Les méthodes non supervisée de *clustering* ont par la suite été implémentées et testées, telles que les K-moyennes ou *Expectation-Maximization*. Un problème soulevé par ces méthodes est que l'on n'a pas à l'avance connaissance du nombre de degrés de dégâts présents dans le cas étudié. Au-delà de ce problème, les méthodes de *clustering* sont efficaces dans le cas où des groupes de données apparaissent dans l'espace des données. Or, les indices de corrélation comme les indices de texture s'échelonnent en continu, sans former de modes distincts, d'où l'échec des méthodes testées.

La méthode de classification choisie est supervisée. Après avoir testé sans plus de succès que précédemment la méthode supervisée des K-plus-proches-voisins, les classifieurs utilisés sont un réseau de neurones (RN, [Rosenblatt, 1962 ; Rumelhart et al., 1986 ; Bishop, 1996]) et un Support Vector Machine (SVM, [Vapnik, 1995 ; Burges, 1998]). L'ensemble d'apprentissage utilisé sera de petite taille, afin de satisfaire les contraintes de temps d'exécution de la méthode en conditions opérationnelles. Cependant, dans le cas d'une classification supervisée, la taille de l'ensemble d'apprentissage est un point déterminant l'efficacité du classifieur choisi.

Notons par ailleurs que les dégâts sont représentés par des indices quantitatifs continus. Les bâtiments sont cependant en pratique classés selon l'échelle de dégâts discrète. Il existera donc des bâtiments dont le degré de dégâts sera situé à la limite d'une classe de dégâts, tandis que d'autres seront plus représentatifs du degré de dégâts auquel ils sont associés. Les performances de classification dépendent donc de l'ensemble d'apprentissage, d'autant plus que cet ensemble est maintenu de petite taille. C'est pour cette raison que nous effectuons des tests de classification utilisant différents ensembles d'apprentissage. Le résultat final obtenu est la moyenne des performances de classification, ainsi que la performance maximale, atteinte pour un ensemble d'apprentissage optimal.

5.2.1 Réseau de neurones - Perceptron multicouches

Un perceptron multicouches se présente sous la forme de couches successives d'un nombre variable de neurones. Chaque neurone possède n entrées, dont un biais (de valeur unitaire); un poids w est associé à chaque entrée. L'activation a du neurone est obtenue par la somme pondérée de ses entrées x à laquelle on applique une fonction d'activation g (sigmoïde, tangente hyperbolique, Heaviside...):

$$a = g \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 \right) = g \left(\sum_{i=0}^n w_i x_i \right), \text{ où } x_0 = 1.$$

Le réseau de neurones est initialisé avec des poids aléatoires. L'apprentissage se fait en présentant à l'entrée du réseau une série d'exemples contenus dans un ensemble d'apprentissage; la sortie souhaitée pour chacun de ses exemples est connue et les poids du réseau sont optimisés de façon à ce qu'elle soit

finaleme nt obtenue, dans la mesure du possible. La classification des données restantes se fait alors en les présentant à l'entrée du réseau ainsi optimisé. La décision est prise en fonction des activations des différents neurones de sortie, en choisissant la classe se rapprochant le plus du résultat.

Le réseau de neurones est construit sous Lush [Lush, 2007], par l'interface *bptool*. Nous avons choisi une architecture de réseau simple, d'une part pour un apprentissage rapide, d'autre part pour que le risque de surapprentissage soit moins important, l'ensemble d'apprentissage étant petit. Le réseau choisi a une unique couche cachée et une sortie pour chaque classe. La fonction d'activation est une tangente hyperbolique (figure 5.4), dont l'amplitude vaut 1,715 et le gain 2/3 :

$$f(x) = \text{amplitude} \cdot \tanh(\text{gain} \cdot x)$$

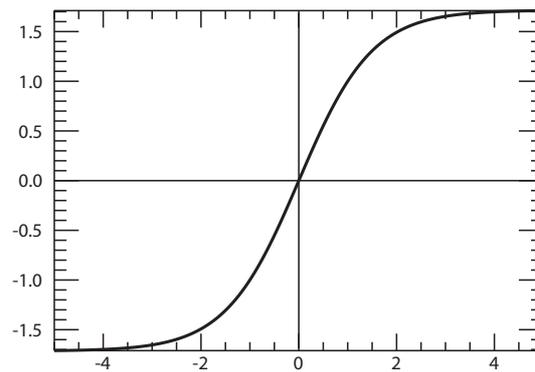


FIG. 5.4 – Fonction d'activation utilisé pour le réseau de neurones : tangente hyperbolique ($\text{gain} = 2/3$ - $\text{amplitude} = 1,715$).

La couche cachée a un biais qui est partagé par toutes les cellules cachées, et les cellules de sortie ont un biais chacune. L'optimisation du réseau est faite par l'algorithme du gradient conjugué. Notons d le nombre de neurones d'entrées, M le nombre de cellules sur la couche cachée, g la fonction d'activation de cette couche et \tilde{g} celle des neurones de sortie, et w_{nm}^l le poids de la synapse entre le neurone m de la couche $l - 1$ et le neurone n de la couche l . L'activation du neurone de sortie k vaut alors :

$$y_k = \tilde{g} \left(\sum_{j=0}^M w_{kj}^{(2)} g \left(\sum_{i=0}^d w_{ji}^{(1)} x_i \right) \right).$$

La figure 5.5 illustre le réseau utilisé pour une classification parmi les 4 classes de dégâts et utilisant en entrée un coefficient de corrélation. Pour chaque élément à classer, la classe du neurone dont l'activation est la plus forte est choisie.

L'avantage des réseaux de neurones par rapport aux SVM est que la classification parmi plus de deux classes est directe. L'architecture des réseaux de neurones est facilement modifiable. Cependant, le caractère aléatoire du résultat de classification pour un même jeu d'apprentissage, en fonction de l'initialisation des poids du réseau, rend nécessaire de multiples tests de classifications. Cet aléa est dû à l'utilisation de méthodes d'optimisation qui peuvent converger vers des minima locaux. Cela peut être considéré comme une perte de temps, par rapport aux SVM qui aboutissent à une solution globale et unique pour un même ensemble d'apprentissage.

5.2.2 Support Vector Machine

Les Support Vector Machine (en français machine à vecteur de support ou Séparateur à Vaste Marge) sont basés sur l'utilisation de fonctions noyau (kernel) qui sont utilisées pour projeter les données à discriminer dans une dimension supérieure telle qu'elles soient linéairement séparables. Un hyperplan est défini de façon à séparer au mieux les données d'apprentissage.

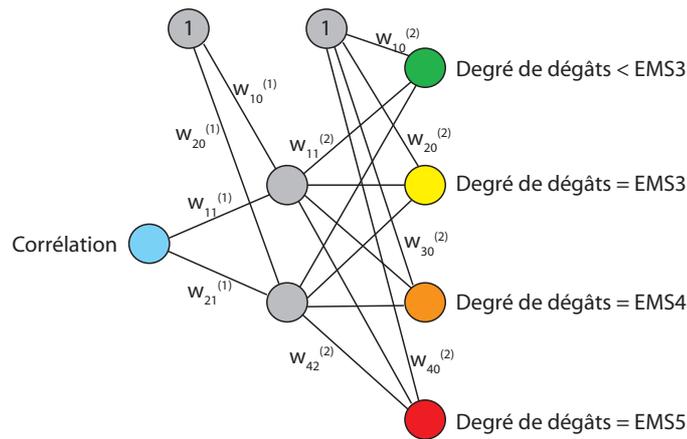


FIG. 5.5 – Architecture du réseau de neurones utilisé pour la classification des bâtiments, ayant pour entrée un coefficient de corrélation des emprises des toits des bâtiments entre les deux images, deux neurones sur une unique couche cachée et partageant un même biais. Le réseau a quatre neurones de sortie et un biais associé à chacun. Pour des raisons de clarté, seuls quels que poids de synapses sont nommés sur le schéma.

Si ces données sont linéairement séparables, on cherche à les séparer en maximisant la *marge* (parallèle à l'hyperplan) ne contenant pas de données. Sans perte de généralité, les marges sont normalisées à $2/\|w\|$. La décision pour chaque donnée y vaut -1 ou $+1$, en fonction de sa position par rapport à l'hyperplan de décision. Le problème se formule alors de la façon suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \left(\frac{2}{\|w\|} \right), \\ \text{sous } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1, \forall i, \end{array} \right. \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} \min \left(\frac{\|w\|^2}{2} \right), \\ \text{sous } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1, \forall i. \end{array} \right.$$

Si ces données ne sont pas linéairement séparables, on cherche à trouver un compromis entre la taille des marges et le nombre de données dans les marges, voire mal classées, en attribuant une pénalité C plus ou moins élevée à ce type d'erreur. On modifie le problème en relâchant les contraintes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \left(\frac{\|w\|^2}{2} + C \sum_i \zeta_i \right), \\ \text{sous } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1 - \zeta_i, \\ \zeta_i \geq 0, \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} C \text{ étant fixé par l'utilisateur} \\ \forall i. \end{array}$$

Ces marges s'appuient donc sur une partie des données d'apprentissage, qui sont les plus proches de la frontière de décision : ce sont les vecteurs de support. La méthode de SVM permet de trouver la séparation optimale globale des données, sans risquer de trouver un optimum seulement local. Une illustration de séparation de données par les SVM est proposée en figure 5.6.

Classification multiclasse Les Support Vector Machines classiques ne permettent que des classifications parmi deux classes. Plusieurs approches sont possibles pour discriminer plus de deux classes, en effectuant successivement de telles classifications binaires. On peut citer l'approche *une contre une* où chaque classe est comparée de façon successive à chacune des autres prises séparément et l'approche *une contre toutes* qui consiste à discriminer successivement une classe de toutes les autres classes ensemble. Dans notre cas, les différents classes sont ordonnées et on considère que les indices de dégâts utilisés sont monotones par rapport au degré de dégâts. L'approche *une contre toutes* ne paraît donc pas pertinente ; en effet, distinguer une classe intermédiaire des autres classes correspondant à des degrés de dégâts inférieur et supérieur n'est pas optimal. L'approche *une contre une* a

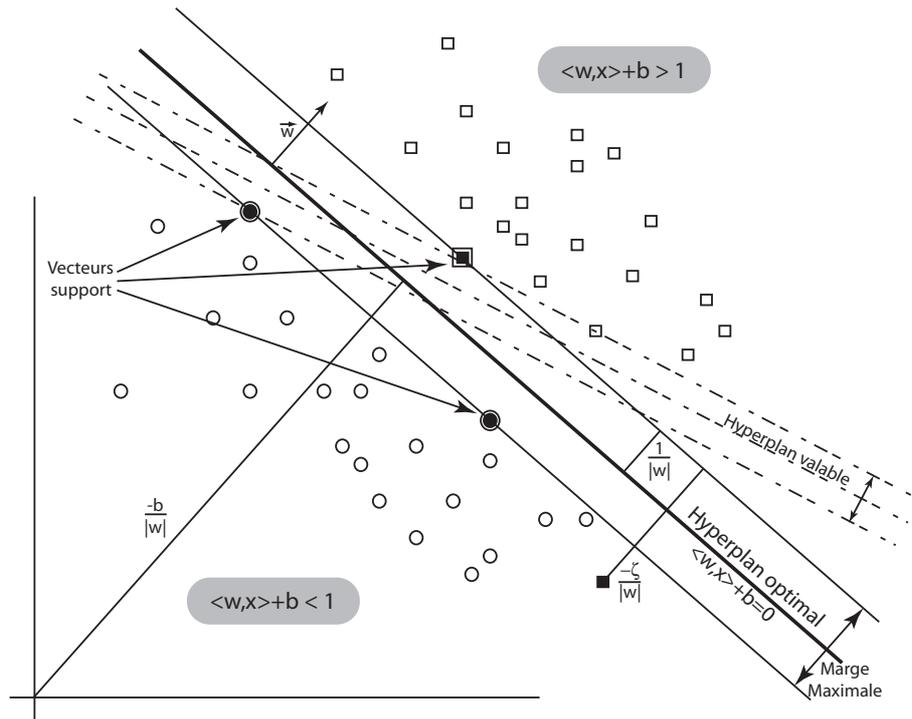


FIG. 5.6 – Hyperplan optimal d'équation $\langle w, x \rangle + b = 0$ pour séparer la population "rond" de la population "carré". Les marges sont normalisées à $2/\|w\|$. Les données sont classées en fonction du signe de $\langle w, x \rangle + b$. Une donnée "carré" se trouve mal classée; une pénalité ζ lui est associée.

d'abord été testée; la décision choisie suit la loi du vote majoritaire : la classe qui a le plus de votes est celle qui remporte la décision. Les résultats obtenus avec cette méthode de décision ne sont pas entièrement satisfaisants; l'ambiguïté entre les classes de dégâts adjacentes crée des situations où deux classes obtiennent le même score; il est alors délicat de prendre une décision.

Nous avons testé une autre approche, sous forme d'arbres de décision successifs (figure 5.7); les calculs sont plus intensifs, mais les résultats sont globalement améliorés de quelques points. Chaque donnée parcourt successivement les différents arbres de décision : à chaque nœud d'un arbre, on procède à une classification binaire, jusqu'à une des feuilles qui correspond à une classe *decision*. À chaque étape, nous utilisons comme une mesure de confiance de la décision de classification la distance de la donnée à l'hyperplan de décision dans l'espace de projection :

$$dist = \frac{\langle w, x \rangle + b}{\|w\|}$$

Cette mesure de confiance est propagée dans l'arbre de décision, de façon à ce que la confiance finale *conf* soit égale à la moyenne des confiances pour chacune des classifications successives (figure 5.7). La décision finale *decision_{finale}* prise pour l'ensemble des arbres est celle qui remporte le plus de votes; en cas d'égalité seulement, elle est calculée de la façon suivante :

$$decision_{finale} = \max_i \frac{\sum (conf | decision = i)}{arg(decision = i)}.$$

Cela revient à choisir la décision qui, pondérée par la confiance qui lui est associée à chaque arbre, apparaît comme la plus vraisemblable.

Récemment, des extensions des SVM binaires ont été proposées afin de gérer directement le cas multiclasse [Vapnik, 1998; Weston et Watkins, 1998; Bredensteiner et Bennett, 1999; Crammer et

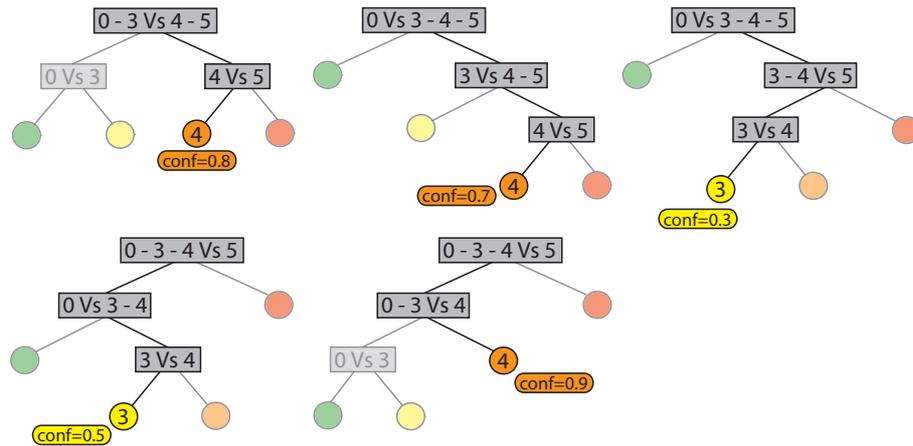


FIG. 5.7 – Différents arbres de décision successivement testés pour une classification de données parmi 4 classes 0, 3, 4, 5. Pour chaque arbre, une classe à laquelle est associée une confiance de décision est choisie. La décision finale résulte de ces décisions indépendantes pondérées par la confiance associée.

Singer, 2002 ; Hsu et Lin, 2002 ; Lee et al., 2004 ; Guermeur, 2007]. Ces extensions représentent une alternative aux méthodes mettant en œuvre des classifieurs binaires successifs.

5.2.3 Apprentissage

Les RN et les SVM nécessitent un apprentissage ; des exemples choisis parmi les données à classer, auxquels on a associé un degré de dégâts, sont utilisés pour cela. En pratique, ces exemples sont le plus souvent choisis par l'utilisateur : il peut ainsi désigner des exemples qui lui semblent les plus pertinents. Contrairement aux RN, diminuer la taille de l'ensemble d'apprentissage d'un SVM ne dégrade pas forcément les performances de la classification qui suit. En effet, seule une partie de l'ensemble d'apprentissage servira de vecteurs de support. Un petit ensemble d'apprentissage bien choisi est donc aussi efficace qu'un grand ensemble.

Une méthode, proposée dans [Bovolo et al., 2007] a par ailleurs été développée, afin de ne plus nécessiter l'intervention d'un opérateur pour choisir les données d'apprentissage. Appliquée à la détection de changement, cette méthode se base sur la classique analyse par vecteurs de changements (cf. partie 2.4.1 p.29 dans l'état de l'art) puis définit un seuil séparant les pixels qui ont changé des autres (par exemple par la méthode de clustering *Expectation-Maximization*). Les pixels situés au-delà d'une marge prédéfinie autour de ce seuil sont considérés comme "certains" ; ils servent alors de pseudo-ensemble d'apprentissage pour un classifieur. Cette méthode n'est efficace que si les classes sont bien séparables par une méthode de clustering. Comme nous l'avons constaté plus tôt, les méthodes de clustering ne séparent pas bien les classes. Cette méthode offre peu d'avantage pour notre problème et n'est pas exploitée par la suite.

Une approche pour choisir les exemples d'apprentissage est d'en tirer au hasard parmi l'ensemble des données, et de demander à un utilisateur de leur associer une classe. Cette méthode est considérée sous-optimale [Lewis et Gale, 1994]. La pertinence de l'ensemble d'apprentissage n'est pas contrôlée, nécessitant souvent un ensemble d'apprentissage plus grand [S.Tong et Koller, 2001]. Une solution alternative consiste à demander à l'utilisateur de choisir les exemples qui lui semblent les plus pertinents. Ce travail demande de l'expérience. Il peut être délicat et comporter une part de subjectivité. Il est difficile pour l'utilisateur de désigner un ensemble d'apprentissage qui sera pertinent dans toutes les dimensions de l'espace des données.

Les méthodes basées sur un apprentissage actif permettent de sélectionner un ensemble d'apprentissage pertinent, généralement plus petit, permettant une réduction du temps de calcul et une meilleure généralisation [Schohn et Cohn, 2000]. La démarche générale consiste à initialiser l'apprentissage du

classifieur sur un petit ensemble d'apprentissage (choisi par une des méthodes précédentes), puis à identifier les exemples non étiquetés les plus pertinents ; l'utilisateur étiquette ces exemples, le classifieur les ajoute à son ensemble d'apprentissage et apprend de nouveau, ainsi de suite jusqu'à un critère d'arrêt soit vérifié (non évolution de la frontière de décision, temps de calcul, taille de l'ensemble d'apprentissage...). La *pertinence* d'un exemple peut être définie de différentes façons. Une façon consiste à choisir les données les plus représentative de chaque classe (proche d'une valeur moyenne, d'un prototype...) [Salton et Buckley, 1990]. Un inconvénient de cette approche est sa tendance à sélectionner des exemples redondants. Une autre façon souvent utilisée consiste à identifier les exemples pour lesquels la classe est la plus incertaine [Platt, 1999 ; Lewis et Gale, 1994 ; Campbell et al., 2000 ; Schohn et Cohn, 2000 ; S.Tong et Koller, 2001]. Par exemple dans le cas binaire, si on connaît la distribution des données, ce sont celles pour lesquelles aucune probabilité *a posteriori* d'appartenir à une classe n'est très supérieure à l'autre. Dans le cas d'un SVM binaire, les données les plus incertaines sont celles qui sont les plus proches de l'hyperplan après apprentissage. Notons que dans le cas d'ajouts successifs de données les plus incertaines, l'ensemble d'apprentissage ainsi construit n'est plus représentatif de la distribution de l'ensemble des données.

Dans le cadre de ces travaux de thèse, nous avons choisi pour des raisons pratiques de constituer l'ensemble d'apprentissage par tirage aléatoire parmi l'ensemble des données. Pour être moins affecté par les inconvénients de cette méthode décrits précédemment, une série de cent classifications avec un ensemble d'apprentissage différent à chaque fois est effectuée. Nous supposons que la performance maximale obtenue à partir de ces classifications successives s'approche de la performance qui serait obtenue avec un ensemble d'apprentissage idéal. Dans un cadre opérationnel, le tirage aléatoire n'est pas possible puisque la classe de chaque donnée n'est pas connue ; l'apprentissage actif semble alors la meilleure stratégie pour définir l'ensemble d'apprentissage.

L'ensemble d'apprentissage étant défini, on distinguera deux types de SVM : les SVM *inductifs* et les SVM *transductifs*. Les premiers, souvent utilisés, définissent l'hyperplan optimal uniquement à partir des données d'apprentissage. Les seconds se basent également sur les données de test (i.e. celles que l'on cherche à classer) ; l'objectif est de trouver un étiquetage des données de test et un hyperplan de façon à ce que ce dernier sépare à la fois les données d'apprentissage et de test avec la plus grande marge [Joachims, 1999]. Cette méthode commence donc par étiqueter les données de test à l'aide de la classification d'un SVM inductif, puis elle améliore la solution en changeant les étiquettes des données de test de façon à minimiser la fonction de coût. L'approche inductive est utilisée dans ce travail.

5.3 Résultats des méthodes proposées

Une classe de dégâts étant associée à chacun des bâtiments dans la *base de données d'évaluation*, les performances de classification sont évaluées à l'échelle des bâtiments. Les deux classifieurs (RN et SVM) sont testés pour évaluer les dégâts sur les bâtiments à partir des coefficients de corrélation et/ou des indices de texture.

Les performances des méthodes peuvent être présentées selon différents critères : nombre de classes considérées et poids accordé à chaque décision. Deux méthodes de pondération se distinguent notamment. La première consiste à attribuer à chaque bâtiment le même poids, quelle que soit la classe à laquelle il appartient : cela aboutit à une évaluation de la *performance globale* de la méthode pour un cas d'étude, la proportion de bâtiments classés (contenus dans la base de données de référence) pour chaque classe de dégâts étant supposée représentative de celle sur la totalité de la zone urbaine analysée. La seconde méthode d'évaluation consiste à attribuer à chaque classe de dégâts le même poids, quel que soit le nombre de bâtiments qu'elle contient : cette *performance pondérée* par classe permet d'évaluer la capacité à discriminer les différentes classes de dégâts. Cette dernière méthode a l'avantage de ne pas conduire lors de la classification à ignorer un degré de dégâts sous-représenté par rapport aux autres, afin d'améliorer la performance globale ; cependant, la performance pondérée

peut à l'inverse donner un poids très important à un petit nombre de bâtiments, et donc être moins représentative du taux de bonne classification constaté pour l'ensemble des bâtiments.

Pour les SVM, un compromis entre ces deux approches a été choisi : la *performance moyenne* est la performance globale obtenue sur 100 classifications à partir de différents ensemble d'apprentissage choisis aléatoirement ; la *performance maximale* présentée est la performance globale correspondant à la situation où la performance pondérée par classe est la meilleure parmi les 100 classifications.

Pour les RN, la performance obtenue par l'outil Lush utilisé correspond à la performance globale de classification. L'évaluation de la performance pondérée par classe s'est révélée fastidieuse, et l'optimisation des performances par rapport à celle-ci est impraticable dans ces conditions. La variabilité des performances liée à l'initialisation du réseau, à l'ensemble d'apprentissage et à la durée d'apprentissage choisie (utilisation d'une méthode d'arrêt prématuré), fait que l'évaluation d'une performance moyenne n'est pas apparue praticable dans le cadre de cette étude avec l'outil Lush. Les performances associées aux RN présentées ici correspondent aux plus élevés des taux de bonne classification constatés.

5.3.1 Taille de l'ensemble d'apprentissage

Dans le cas d'une classification supervisée, le choix et le nombre d'exemples d'apprentissage conditionnent les performances de la classification. Concernant le choix des exemples, plusieurs ensembles sont testés successivement. La taille de l'ensemble d'apprentissage est un élément clé dans le cadre de cette étude, puisque sa construction nécessite d'autant plus de temps que sa taille est importante, et que le temps est limité en cas de crise.

Les performances de classification en fonction de la taille de l'ensemble d'apprentissage sont donc étudiées pour les deux classifieurs. Les résultats obtenus avec l'utilisation des indices de corrélation sont présentés en figure 5.8 pour les quatre cas d'étude de Bam, Boumerdès, Muzaffarabad et Ryongchon. Le nombre de classes initial est utilisé : 4 niveaux dans les trois premiers cas, 3 niveaux pour Ryongchon. Les performances obtenues par un RN sont représentées en pointillés, et les performances moyenne et maximale obtenues par les SVM sont en ligne continue.

Quel que soit le classifieur considéré, la performance maximale associée à un RN et la performance moyenne associée à un SVM s'améliore quand la taille de l'ensemble d'apprentissage augmente. Un plus grand ensemble d'apprentissage permet une meilleure généralisation. Par ailleurs, la performance maximale obtenue par un SVM reste quasiment constante, quelle que soit la taille de cet ensemble. Cela montre qu'un ensemble d'apprentissage bien choisi, même de taille très limitée (un seul bâtiment par exemple), suffit à garantir de bons résultats avec les SVM.

En comparant les performances pour les deux classifieurs, on note que les SVM apprennent mieux avec peu d'exemples d'apprentissage que les RN. Excepté pour le cas de Boumerdès, les performances maximales obtenues avec un RN pour des ensembles d'apprentissage de moins de cinq exemples se situent au niveau des performances moyennes obtenues par un SVM, et sont donc inférieures aux performances maximales obtenues par un SVM. Les performances associées à un RN ont tendance à converger vers celles associées à un SVM quand la taille de l'ensemble d'apprentissage augmente. Ce phénomène est visible pour les cas de Bam et Ryongchon. Dans le cas de Boumerdès, l'apprentissage par un RN – et dans une moindre mesure par un SVM – est plus chaotique, montrant un apprentissage plus difficile dû sans doute à une grande diversité parmi les bâtiments.

À partir de ces tests, deux conclusions sont tirées. D'une part, les SVM aboutissent à des résultats apparemment plus stables, et surtout à un meilleur apprentissage dans le cas où peu d'exemples d'apprentissage sont disponibles. D'autre part, le choix de cinq exemples d'apprentissage par classe convient à l'application, cette taille constituant un bon compromis entre performance, stabilité des résultats et temps de construction de l'ensemble d'apprentissage. Ce sont donc les SVM et cette taille d'ensemble d'apprentissage qui sont utilisés par la suite.

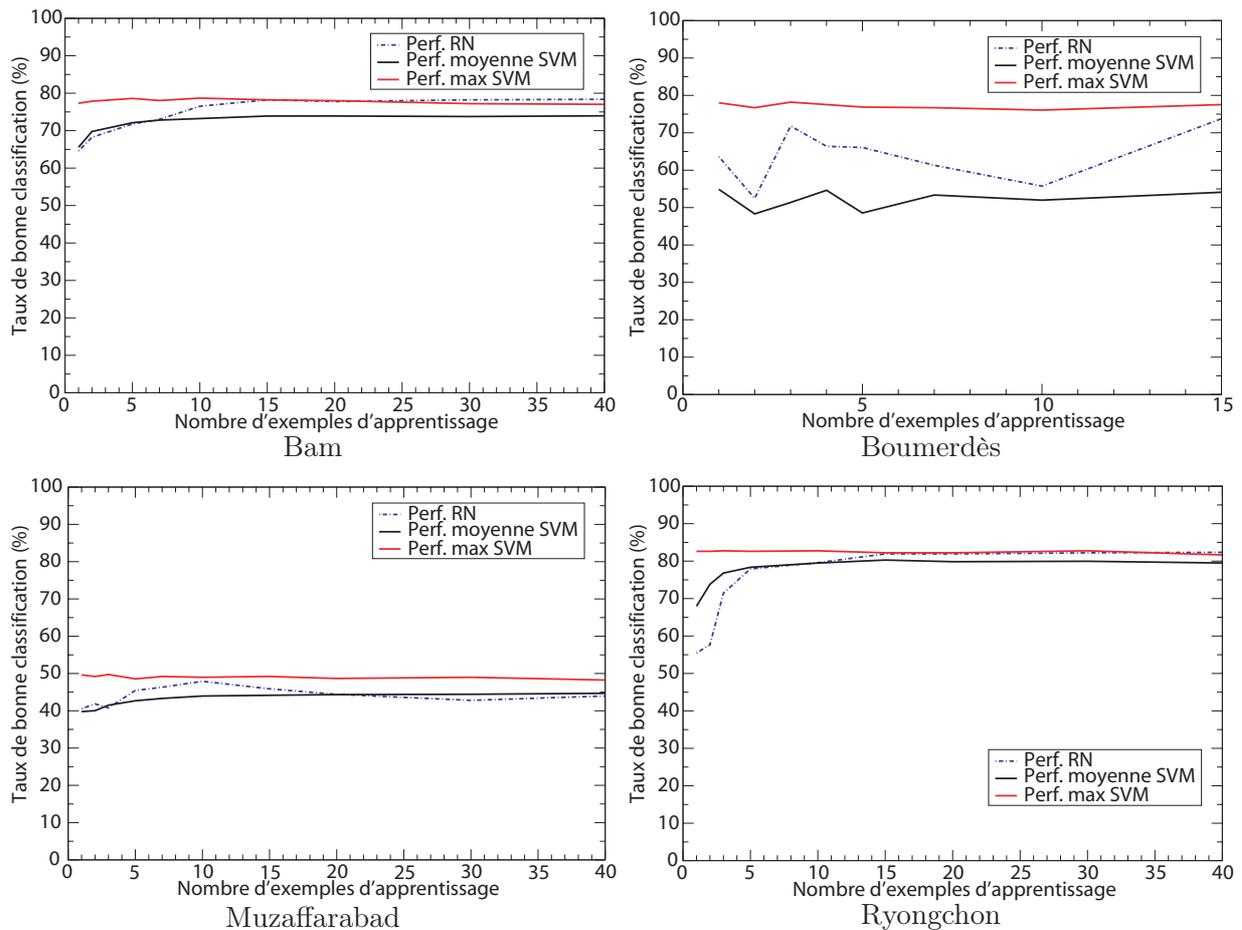


FIG. 5.8 – Performance de la classification des bâtiments pour quatre cas-tests, en fonction du nombre d'exemples d'apprentissage utilisés. Les performances du réseau de neurones (RN) correspondent au meilleur score obtenu parmi plusieurs tests. Les performances du SVM correspondent au taux moyen et maximum de bonne classification à partir de 100 différents ensembles d'apprentissage.

5.3.2 Classification à partir des indices de corrélation

Dans un premier temps, les couples monocapteurs QuickBird sont étudiés sur les quatre cas-tests de Bam, Boumerdès, Muzaffarabad et Ryongchon. Les résultats présentés correspondent à la performance globale maximisant la performance pondérée par classe et obtenue par un SVM parmi 100 classifications.

Cas-test de Bam Dans le cas de Bam, les données sont réparties assez régulièrement dans l'espace défini par les deux valeurs de corrélation (figure 5.9) autour de la diagonale. Aucun groupe de données (clusters) correspondant partiellement ou totalement à chaque classe ne se dégage. En revanche, les classes de dégâts sont ordonnées dans l'espace. Il existe des zones de recouvrement entre classes contiguës. Celle entre la classe EMS5 (en rouge) et les autres est peu importante. La classe intact (en vert) se dégage relativement bien. Les données EMS3 (en rose) et EMS4 (en bleu) ont un fort recouvrement.

La matrice de confusion est reportée en figure 5.9. La performance globale attendue est de 78 %, correspondant à une performance pondérée par classe de 67 %. La différence observable entre les deux méthodes d'évaluation des performances s'explique par une disparité dans les capacités à discriminer chaque degré de dégâts, et par le fait que dans chaque classe se trouvent un nombre variable de

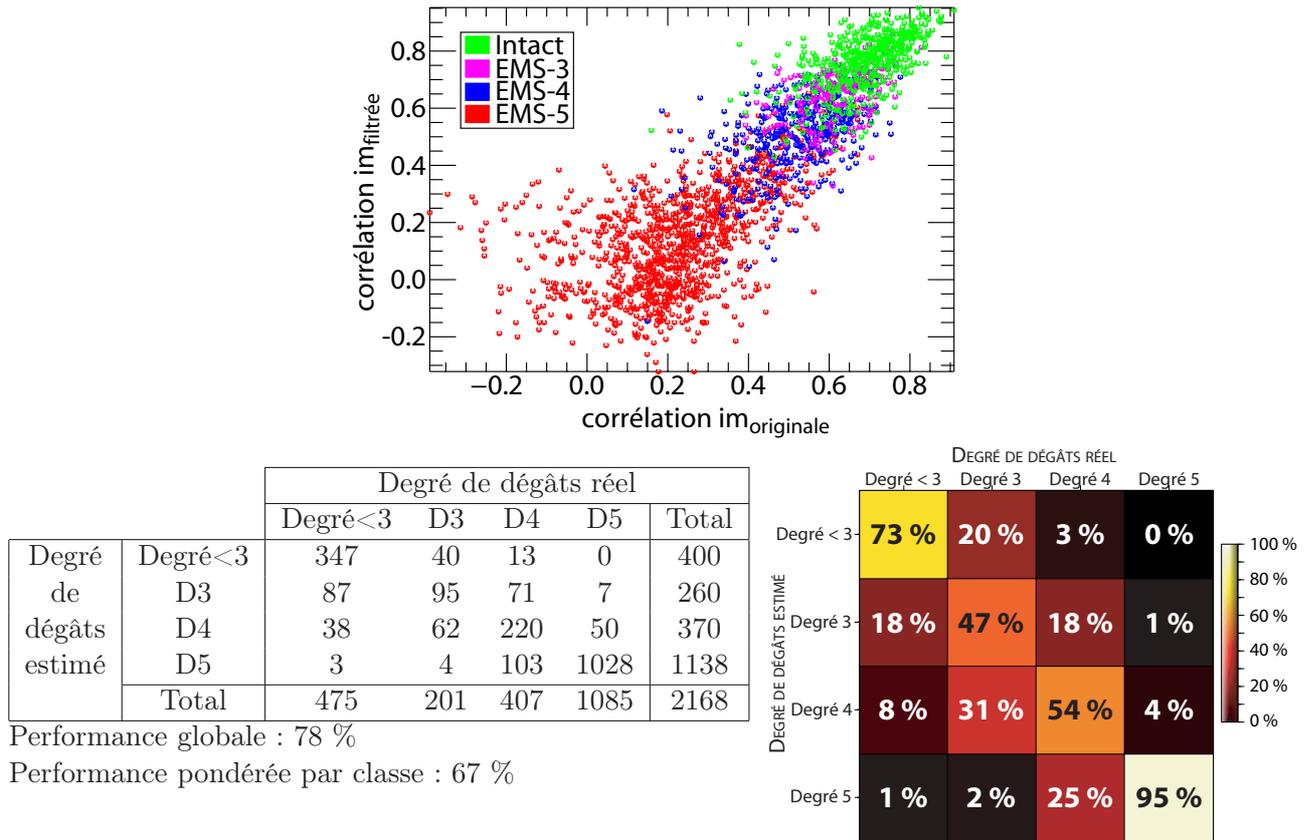


FIG. 5.9 – En haut : répartition des données extraites des bâtiments de la ville de Bam dans l’espace à deux dimensions défini par les deux valeurs de corrélation. En bas : matrice de confusion issue de la classification des bâtiments du cas-test de Bam à partir des images QuickBird. À gauche est représentée la matrice de confusion brute ; à droite, la même matrice est reportée, mais normalisée par classe.

bâtiments. Cette performance de classification est satisfaisante, elle correspond aux objectifs fixés dans le cadre de cette étude.

On observe que la classe des bâtiments intacts, et encore plus particulièrement celle correspondant au degré EMS5 sont bien discriminées. Il y a peu de confusion avec les autres classes de dégâts. En revanche, la classe EMS3 est difficilement identifiée. Elle correspond en effet à de très faibles dégâts sur le toit des bâtiments, et davantage à des dégâts sur les murs de ceux-ci. C’est pourquoi ce niveau de dégâts est difficile à discriminer lors d’une analyse des toits. Une amélioration des résultats de classification est donc attendue dans le cas où la classe EMS3 et une des classes adjacente (intact ou EMS4) sont rassemblées. Par exemple dans le cas d’une classification sur trois classes où les classes intact et EMS3 sont rassemblées, la performance de classification augmente à 83 % (cf. tableau 5.1 p. 111). Enfin, dans le cas d’une détection binaire intact/dégâts – où les classes EMS3, -4 et -5 sont rassemblées – la performance de classification atteint 89 %. Ces différentes performances correspondent également aux objectifs fixés pour cette étude.

Cas-test de Boumerdès Pour le cas-test de Boumerdès, la visualisation des données dans l’espace à deux dimensions correspondant aux deux coefficients de corrélation (figure 5.10) montre une plus grande confusion entre les classes que pour le cas précédent de Bam. Les données des bâtiments intacts (en vert) sont encore relativement bien groupées, même si quelques unes correspondent à de

faibles valeurs de corrélation. Les données EMS3 (en rose) sont mélangées aux données intact sans possibilité de les distinguer dans cet espace. Les données EMS5 (en rouge) sont très éparpillées dans l'espace de représentation. Les données EMS4 se situent sur une zone couvrant pour une partie la classe intact/EMS3 et pour une autre partie la classe EMS5. Les résultats de classification confirment cette analyse.

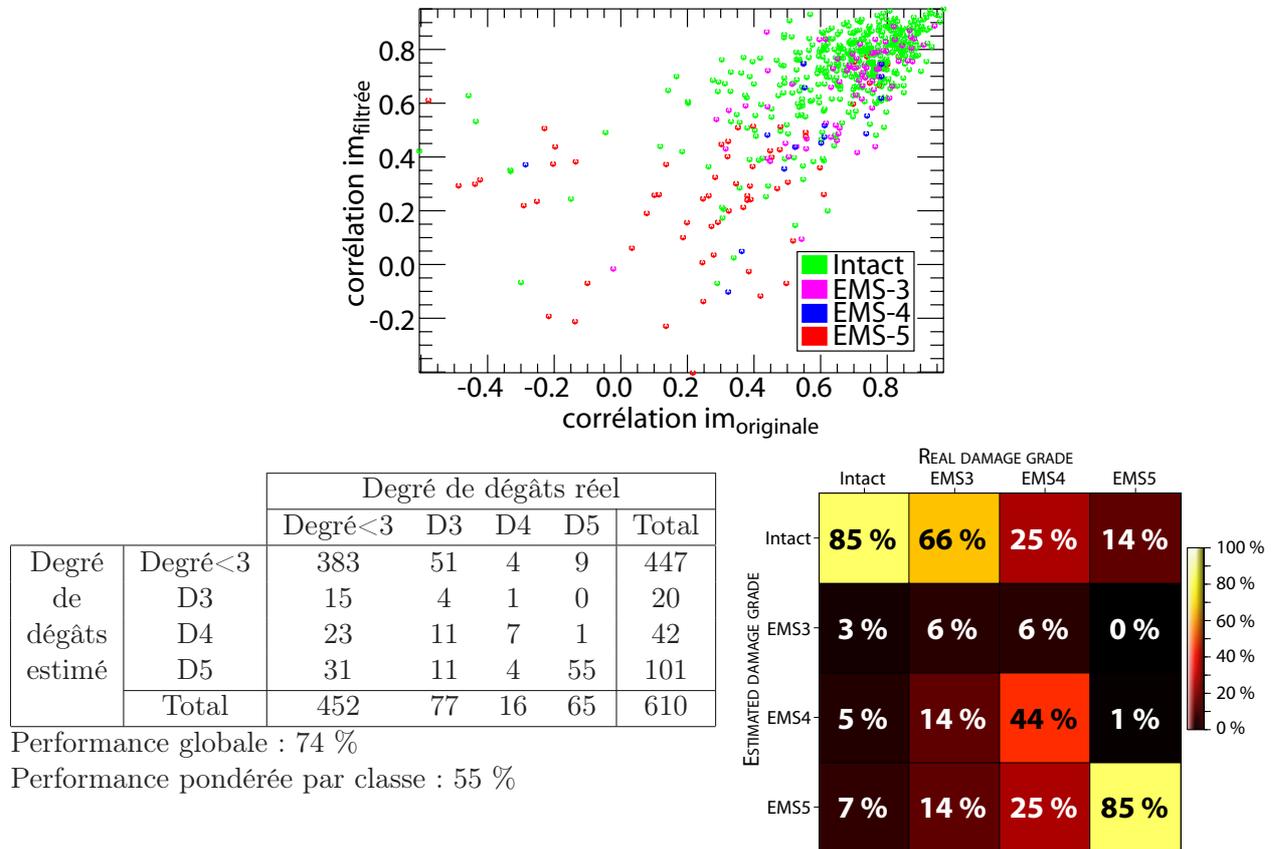


FIG. 5.10 – Identique à la figure 5.9 mais pour Boumerdès. L'image de crise utilisée est la première à la suite de la catastrophe, acquise en mai.

Les premiers résultats de classification donnent une performance globale de 58 %. Nous avons constaté que le fait de filtrer les pixels de très forte valeur (saturation du capteur) a permis d'améliorer le recalage des bâtiments. Nous constatons qu'il en va de même pour la détection de dégâts basée sur les coefficients de corrélation. Cette correction nous permet d'améliorer la performance globale à 74 %. La matrice de confusion est présentée en figure 5.10. Comme dans le cas de Bam, le degré de dégâts EMS5 est bien discriminé, ainsi que les bâtiments intacts. En revanche, le degré EMS3 n'est pas détecté ; il y a une forte confusion avec la classe intact. En effet, dans le cas de Boumerdès, ce degré EMS3 ne correspond jamais à des changements sur les toits mais à la présence de gravats au sol au pied des bâtiments. C'est pourquoi la méthode choisie ne permet pas de détecter ce degré de dégâts. La fusion de la classe EMS3 avec la classe intact améliore les résultats de classification, au prix d'une information moins riche, comme indiqué dans le tableau 5.1 où l'on passe de 74 % à 78 % de bonne classification. Le degré EMS4 est difficilement détecté ; il est également sous-représenté dans le cas du séisme de Boumerdès, ce qui rend des statistiques peu fiables. Enfin, la détection binaire intact/dégâts mène à une performance de classification de 80 % ; celle-ci est améliorée à 87 % si, une fois encore, on considère les classes intact et EMS3 ensemble. Les performances atteintes sur ce cas-test sont donc proches mais tout de même un peu en-dessous des objectifs à atteindre.

Cas-test de Muzaffarabad Dans le cas du séisme de Muzaffarabad, le haut de la figure 5.11 montre les données dans l'espace défini par les coefficients de corrélation. La classe EMS5 (en rouge) est la seule à se dégager des autres dans cet espace ; les classes intact (en vert), EMS3 (en rose) et EMS4 (en bleu) se superposent de façon importante. Pour ces trois dernières classes, les données prennent des valeurs dans une très large zone environ définie par $[0, 4; 0, 9] \times [0, 2; 0, 8]$. Une classification parmi ces 4 classes de dégâts utilisant les indices de corrélation seuls ne peut donc pas être efficace. Il faut envisager de réduire le nombre de classes à trois, voire à deux (par exemple en fusionnant les classes intact, EMS3 et EMS4), ou d'utiliser d'autres indices de changements en complément ou en remplacement.

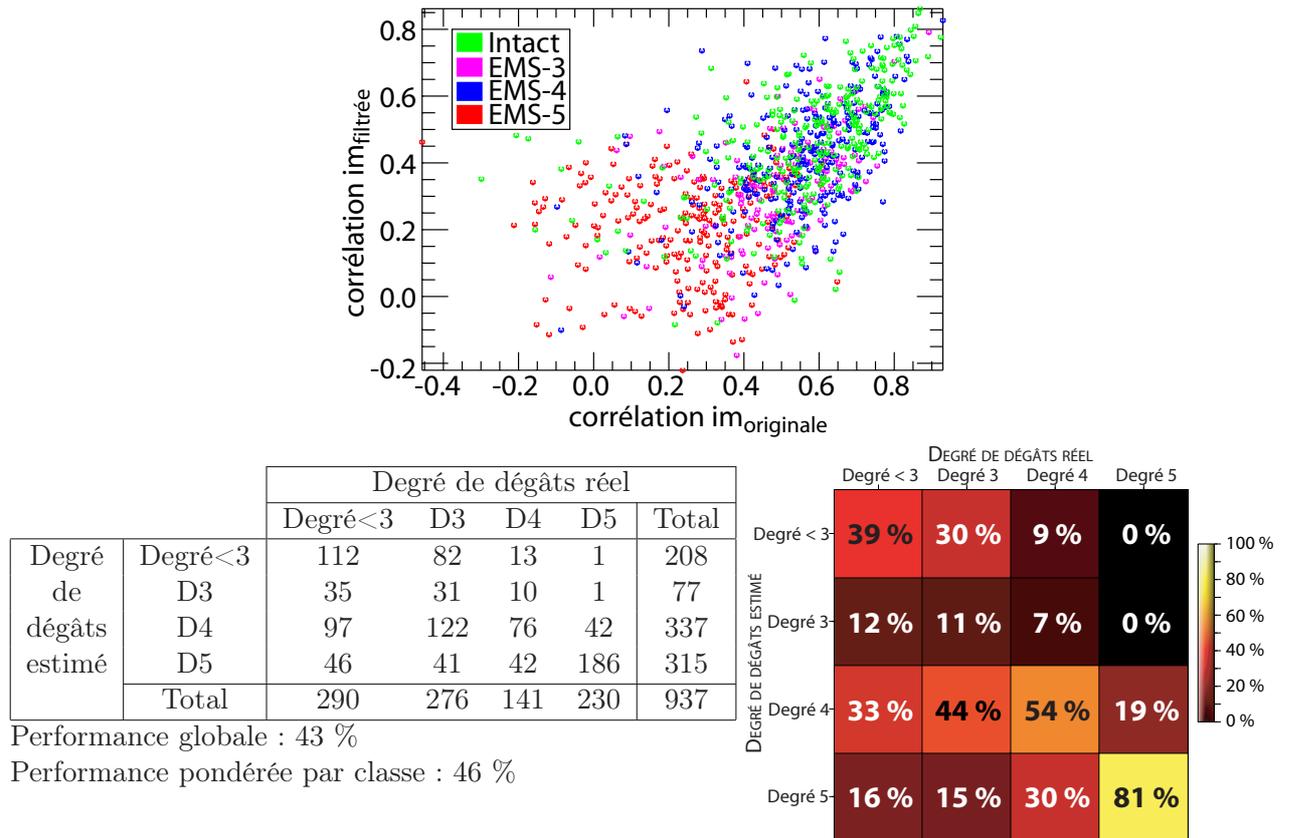


FIG. 5.11 – Identique à la figure 5.9 mais pour Muzaffarabad.

Les résultats de classification obtenus à partir des images QuickBird du cas-test de Muzaffarabad sont présentés en figure 5.11. La performance globale est de 43 %, pour une performance pondérée par classe de 46 %. Ces résultats sont nettement en dessous des objectifs fixés. La matrice de confusion nous permet de donner une première explication. On peut considérer que la classe EMS3 est ignorée lors de la classification : seuls 11 % des bâtiments EMS3 sont correctement classés, au profit des classes adjacentes (intact et EMS4) ; de plus, les bâtiments des classes adjacentes et mal classés sont également rarement associés à la classe EMS3. Parmi les bâtiments intacts mal classés, il y a nettement plus de bâtiments associés à la classe EMS4, tandis que les bâtiments EMS4 mal classés sont associés à la classe EMS5. Des classifications successives ont par ailleurs montré que la classe “ignorée” n’était pas toujours la classe EMS3 ; alternativement, il peut s’agir de la classe EMS4, ou plus couramment de la classe intact. La classe EMS5 est en revanche bien identifiée, 81 % des bâtiments de cette classe étant correctement classés. Cela nous amène aux conclusions suivantes : il n’est pas possible de discriminer 4 classes sur ce cas-test, et il y a globalement une tendance à la surestimation de la sévérité des dégâts par rapport à notre analyse visuelle. La classification ma-

nuelle elle-même s'est révélée ardue, et beaucoup de changements sont constatés sur les bâtiments sans donner la certitude qu'il s'agisse de dégâts ou non.

Des tests de classification avec un nombre inférieur de classes montrent une amélioration des performances (tableau 5.1), mais restent en dessous des objectifs qui ont été fixés. Les raisons sont multiples : un relief important mal compensé à cause d'un MNT peu précis et peu résolu (recalage difficile, déformation des objets), une qualité radiométrique médiocre (faible dynamique), des bâtiments de formes complexes (toits composés de plusieurs petits éléments étagés).

Cas-test de Ryongchon Pour le cas de l'explosion à Ryongchon, une échelle de dégâts différente a été utilisée. Les bâtiments intacts, partiellement détruits (endommagés) et complètement détruits ont été distingués. La classe intermédiaire correspond à des trous visibles sur une portion du toit. La représentation de l'espace à deux dimensions des données montre deux choses (figure 5.12) : une claire séparation des classes intact et détruit, et une superposition partielle de la classe intermédiaire endommagée avec chacune des deux autres classes. Comme dans le cas de Bam et de Boumerdès, la classe intact représente un ensemble compact dans cet espace de représentation, à quelques exceptions près.

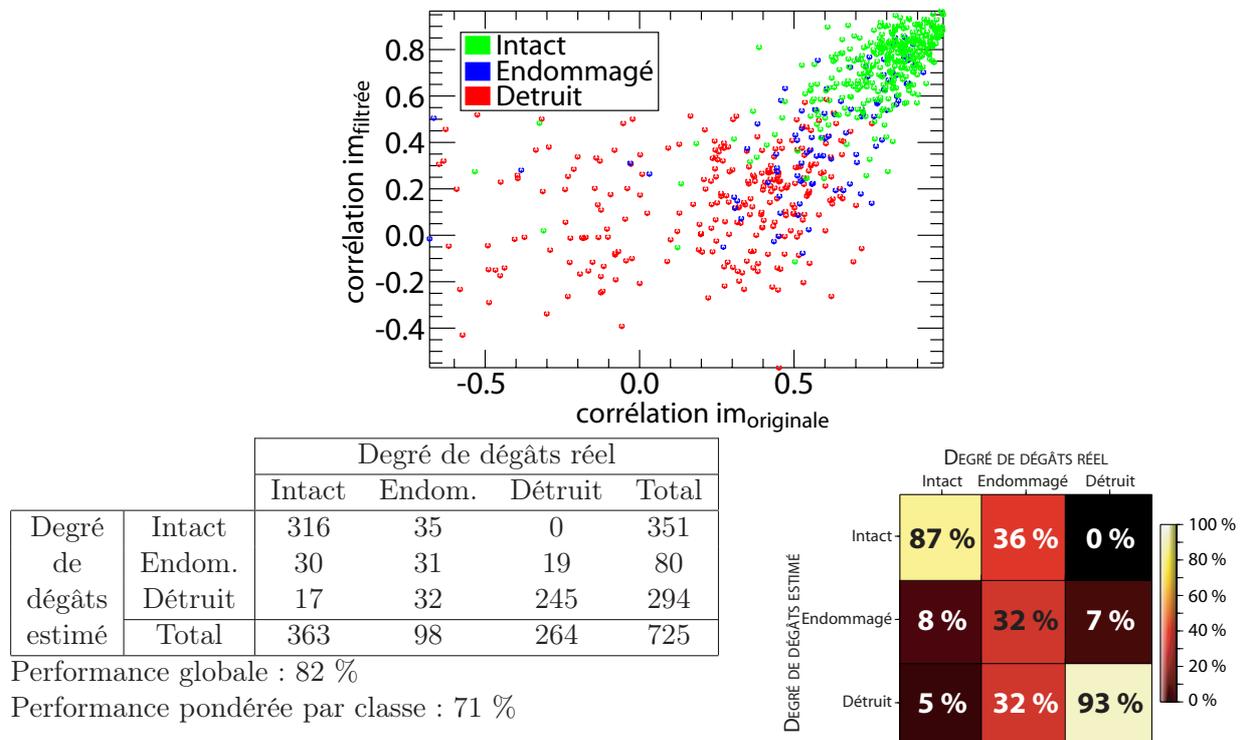


FIG. 5.12 – Identique à la figure 5.9 mais pour Ryongchon.

Les résultats de la classification sont présentés en figure 5.12. La performance globale est de 82 %, répondant aux objectifs fixés ; la performance pondérée par classe est de 71 %. La matrice de confusion montre que le problème majeur lors de la classification est dû aux bâtiments de la classe intermédiaire ; les bâtiments appartenant à cette classe sont répartis par la classification de façon égale dans chaque classe. Il n'y a pas plus d'avantage à fusionner cette classe de bâtiments endommagés avec l'une ou l'autre des deux classes restantes ; dans chaque cas, les performances sont améliorées de façon égale et atteignent 90 % (tableau 5.1). Les classes de bâtiments *intact* et *détruit* sont, elles, bien identifiables. Les performances atteintes dans les différentes configurations pour ce cas-test sont donc conformes aux objectifs fixés.

TAB. 5.1 – Performance de classification pour quatre cas d'étude, en fonction du nombre de classes distinguées. Par exemple, 0-3-45 représente une classification sur 3 classes, les classes EMS4 et EMS5 étant fusionnées.

	Cas-test				Ryongchon
	Bam	Boumerdès		Muzaffarabad	
		crise : Mai	crise : Juin		
4 classes	78 %	74 %	73 %	43 %	
3 classes					82 %
0-3-45	75 %	74 %	74 %	55 %	
03-4-5	83 %	78 %	83 %	59 %	
2 classes					
0-345	89 %	80 %	80 %	64 %	
03-45	89 %	87 %	90 %	77 %	
0-12					90 %
01-2					90 %

Impact de la qualité du recalage sur les performances de classification

Les indices de changements étant issus d'un calcul de corrélation, une erreur de recalage entraîne en principe une décroissance de la mesure de similarité, et donc un risque de confusion entre des bâtiments intacts mal recalés et des dégâts. Comme nous l'avons souligné précédemment, cela affecte particulièrement les bâtiments intacts et peu touchés, en surestimant généralement les dégâts. Nous nous intéressons donc plus particulièrement aux bâtiments intacts dans cette partie. Nous étudions l'existence d'un lien entre une erreur de recalage et une mauvaise classification pour chaque bâtiment intact. Les résultats dépendent du cas-test considéré.

Dans le cas de Bam, les erreurs de recalage, peu nombreuses pour les bâtiments intacts, n'expliquent pas les erreurs de classification. Dans les cas de Boumerdès et Muzaffarabad, nous observons qu'environ la moitié des erreurs de classification des bâtiments en réalité intacts correspondent également à des erreurs de recalage ; les bâtiments mal classés restants sont correctement recalés. Enfin, pour Ryongchon, nous constatons que les bâtiments intacts classés à tort comme totalement détruits sont également mal recalés ; à l'opposé, les bâtiments intacts classés partiellement détruits sont le plus souvent correctement recalés.

Afin de confirmer les précédentes observations, nous étudions maintenant les performances de la méthodes de quantification de dégâts lorsque les bâtiments sont correctement recalés. Pour cela, nous utilisons la base de données de décalages en entrée supplémentaire de la méthode. Cette base de données des décalages donne l'emplacement du toit des bâtiments sur l'image de crise, avec une précision de l'ordre du pixel. La corrélation étant sensible à une erreur de recalage subpixelique, nous recalons tout de même l'emprise théorique obtenue par la base de données de décalage en cherchant la meilleure similarité dans une zone très contrainte définie autour de l'emplacement théorique par une marge d'un pixel dans chaque direction.

Ainsi, nous obtenons pour le cas de Bam des résultats tout à fait équivalents à ceux obtenus à partir du recalage automatique. Cela confirme que dans le cas de Bam, les erreurs de classification ne sont pas dues à des erreurs de recalage.

Pour le cas de Boumerdès, les performances de classification globales sont améliorées de 5 points. Cette amélioration est majoritairement due aux bâtiments de la classe intact, et dans une moindre mesure de la classe EMS3.

Appliquée au cas de Muzaffarabad, la détection de dégâts à partir d'un recalage supposé correct permet d'améliorer la performance globale de classification de 7 points. De plus, nous constatons que

cette amélioration est visible pour les bâtiments intacts ou associés au degré EMS3. Nos résultats précédents montraient en effet une surestimation des dégâts sur ces bâtiments peu ou pas touchés ; cet effet est atténué par une amélioration du recalage. Cependant, les performances restent médiocres (50 % de bonne classification sur 4 classes). Une grande part des erreurs de classification constatées n'est donc pas due à des erreurs de recalage.

Dans le cas de Ryongchon, nous obtenons des performances globales et pondérées par classe équivalentes. Cependant, nous remarquons que lorsque les bâtiments sont correctement recalés, les bâtiments intacts associés à la classe totalement détruits sont deux fois moins nombreux. Ces erreurs sont reportées avec une confusion entre les classes intact et partiellement détruit. Ainsi, nous avons vérifié qu'un meilleur recalage entraîne une meilleure classification dans le cas où ces deux classes sont fusionnées ; l'erreur concernant les bâtiments détruits reste stable. Nous concluons donc qu'une amélioration du recalage dans le cas de Ryongchon fait décroître l'amplitude de l'erreur lors d'une quantification de dégâts, mais n'explique pas la majorité des erreurs de classification.

Globalement, nous concluons que les erreurs de recalage expliquent une partie des erreurs de classification pour les bâtiments intacts. Il est donc souhaitable de parvenir à une amélioration du recalage. Cependant, cette amélioration ne suffira pas à supprimer les erreurs de classification. Les autres sources d'erreurs sont les changements ponctuels observables sur les toits, qui n'entraînent pas nécessairement une erreur de recalage, et la limite de capacité de discrimination des indices de corrélation utilisés. Dans le premier cas, il peut être nécessaire de filtrer ces changements au mieux avant de comparer les images ; dans le second cas, d'autres indices de changements peuvent être ajoutés pour affiner la classification.

5.3.3 Classification à partir des indices de texture

Nous commençons cette analyse de la texture par une étude de l'évolution du spectre entre l'image de référence et l'image de crise. Pour cela, nous calculons la puissance de spectre des toits des bâtiments sur chaque image, puis leur ratio. Le ratio moyen sur l'ensemble des toits des bâtiments d'un même degré de dégâts est obtenu, afin de statuer sur l'éventuelle existence de fréquences typiques d'un niveau de dégâts. Le résultat, initialement à deux dimensions, est ramené à une dimension par un nouveau moyennage circulaire ; nous n'attendons pas d'effet particulier selon une direction donnée. Les fréquences observées s'étalent, sur l'échelle utilisée lors de la définition des filtres de Gabor, entre 0 et $\sqrt{2}$. Le résultat pour quatre cas-tests est présenté en figure 5.13. Nous n'observons pas de tendance unique entre les différents cas-tests. Pour les bâtiments intacts, la puissance de spectre ne varie pas beaucoup entre l'image de référence et l'image de crise, ce qui est conforme à nos attentes : les deux images sont similaires dans ce cas. Une variation pourra donc indiquer un changement, peut-être un dégât, sur le toit. Le cas de Muzaffarabad fait tout de même exception à ceci : on observe, pour ce cas-test en particulier, un résultat très bruité, quel que soit le degré de dégâts concerné. Cela confirme que la qualité de ces images est médiocre et ne permettra sans doute pas d'obtenir de bons résultats par la suite.

Dans le cas de Bam, le niveau EMS3 correspond à une légère élévation de la puissance autour d'une fréquence (environ $F = 0,5$) ; les degrés de dégâts EMS4 et -5 ont quant à eux un comportement très similaire, une augmentation de la puissance étant plus nettement constatée à environ $F = 0,75$. À la vue de ces résultats, une analyse des fréquences de l'image ne permet de distinguer au mieux que trois des quatre degrés de dégâts initiaux.

Pour le cas de Boumerdès, les degrés EMS3 et EMS4 correspondent à des variations de la puissance de spectres (respectivement autour des fréquences $F = 1,3$ et $F = 0,68$), mais cette tendance est relativement ponctuelle, notamment pour le degré EMS4. En revanche, le degré de dégâts EMS5 se détache mieux des autres, autour de la fréquence $F = 1,1$. Nous pouvons donc nous attendre à parvenir à discriminer deux à trois degrés de dégâts.

Pour le cas de Muzaffarabad, le comportement spectral pour les différents degrés de dégâts est très mélangé. Nous pouvons distinguer trois pics correspondant à d'importants changements uniquement pour un degré : $F = 0,2$ pour le degré EMS3, $F = 0,5$ pour le degré EMS4 et $F = 1,0$ pour le degré EMS5.

Enfin, pour le cas de Ryongchon, la puissance de spectre des images correspondant à des toits intacts ou complètement détruits se ressemblent et restent stables d'une image à l'autre. En revanche, pour le degré de dégâts intermédiaire, la puissance de spectre semble être marquée par un changement important dans les hautes fréquences $F = 1,15$ et, dans une moindre mesure, $F = 1,27$.

Afin d'évaluer si ces indices de texture vont permettre une discrimination efficace des différentes classes de dégâts, nous représentons les données dans l'espace correspondant aux indices de texture qui présentent les variations les plus importantes d'une image à l'autre (figure 5.14). Dans les cas de Bam et Ryongchon, deux indices de texture sont sélectionnés ; la projection des données dans l'espace à deux dimensions correspondant est présentée en haut de la figure 5.14. Dans le cas de Boumerdès, trois indices de texture sont sélectionnés ; la projection des données dans deux des trois espaces à deux dimensions ainsi définis est représentée. Enfin, dans le cas de Muzaffarabad, trois indices de texture sont retenus à la suite de l'analyse des changements de puissance de spectre. Contrairement aux cas précédents, des valeurs très élevées de ratio d'énergie sont obtenues pour certains bâtiments ; nous présentons en figure 5.14 le résultat d'une des projections dans un espace à deux dimensions, ainsi qu'une visualisation du même espace mais recentrée sur la zone où se situent la majorité des données, afin d'améliorer la lisibilité des résultats. Nous constatons que, de

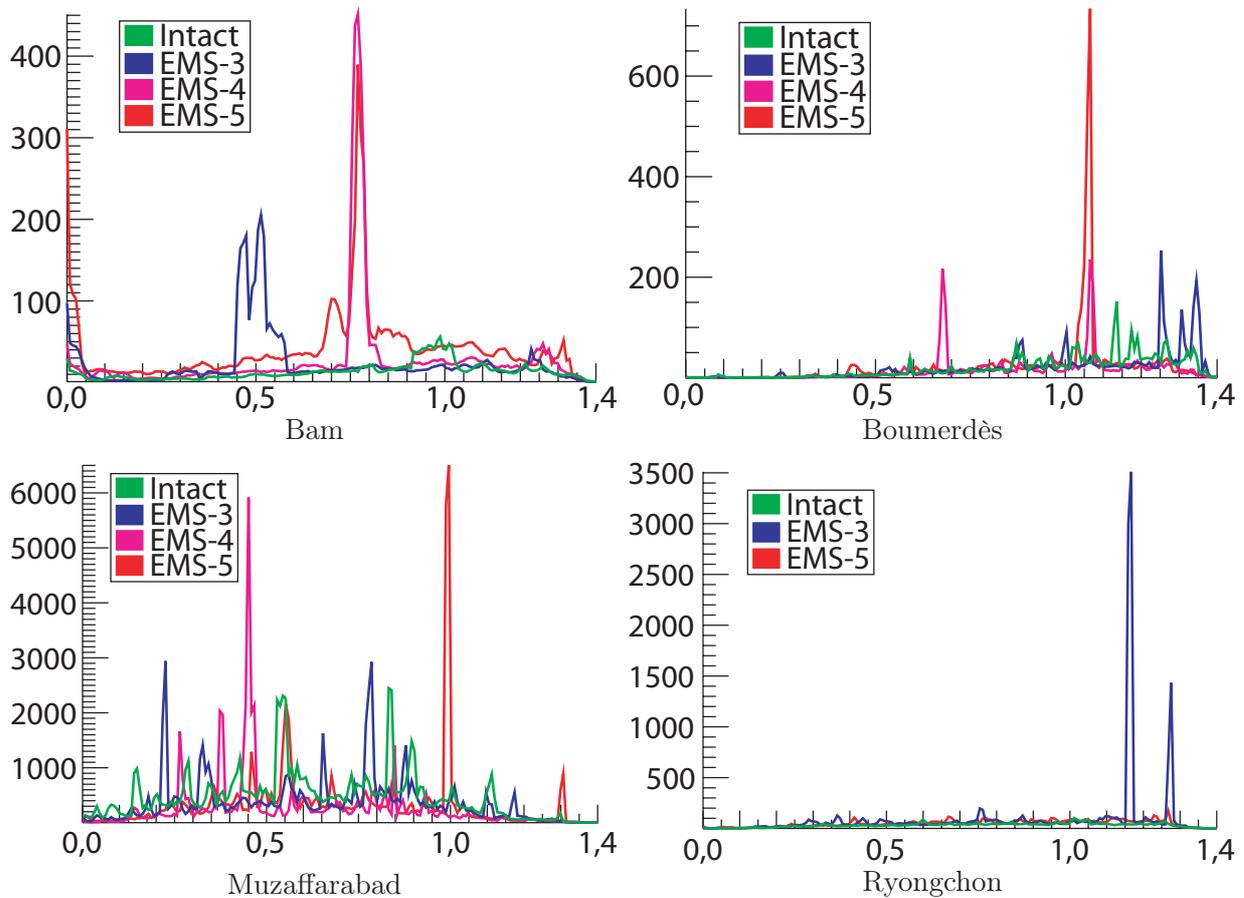


FIG. 5.13 – Moyenne radiale du ratio des puissances de spectre des images de toits de bâtiments entre l'image de crise et l'image de référence.

TAB. 5.2 – Résultats de l’analyse de texture par les filtres de Gabor. Performance globale de classification pour quatre cas d’étude, en fonction des indices de changements utilisés.

	Cas-test			
	Bam	Boumerdès	Muzaffarabad	Ryongchon
13 indices texture	64 %	60 %	35 %	56 %
Indices texture choisis	64 %	59 %	33 %	55 %
13 indices texture + 2 coeff. de corrélation	71 %	64 %	38 %	65 %
Indices texture choisis + 2 coeff. de corrélation	76 %	64 %	34 %	71 %
2 coeff. de corrélation seuls (RAPPEL)	78 %	74 %	43 %	82 %

façon générale, les données se superposent beaucoup dans les espaces ainsi définis. Ces observations laissent prévoir des difficultés lors de la classification des données à partir des indices de texture. Seuls les cas de Bam et de Ryongchon montrent des tendances différentes parmi les classes de dégâts. Dans ces deux cas, les bâtiments “intact” sont représentés par des points plus groupés dans l’espace de données choisi que pour les bâtiments des autres classes de dégâts.

Une des contraintes que nous nous sommes fixés dans le cadre de cette étude est la possibilité de généraliser la méthode à différents cas-tests. Nous constatons cependant que les dégâts n’entraînent pas les mêmes changements spectraux dans chacun des cas étudiés. Chacun des cas-tests étudiés montre des changements dans différentes parties du spectre des fréquences. Seules les basses fréquences semblent ne pas être utiles pour discriminer les différents degrés de dégâts. Nous ne pouvons donc pas sélectionner facilement des filtres correspondant à des fréquences spécifiques, sans prendre le risque d’éliminer des fréquences d’intérêt. À l’inverse, l’utilisation d’un grand nombre d’indices issus de ces filtres sans présélection conduit à une augmentation de la dimension des données, et donc à des problèmes de classification, en particulier dans notre cas où un très petit ensemble d’apprentissage est utilisé.

Nous procédons donc d’abord à une classification des bâtiments à partir de l’intégralité des indices de texture extraits de leurs toits. Une sélection des indices les plus pertinents est ensuite faite, en fonction des observations faites à partir de l’étude de l’évolution des spectres des images, et les résultats de la classification à partir de ceux-ci sont présentés. Les résultats obtenus avec ces deux approches sont récapitulés dans le tableau 5.2. Notons que l’approche alternative à la sélection d’indices pour la réduction de la dimension pourrait être une analyse en composante principale par exemple.

La classification à partir de la totalité de indices de texture conduit à des résultats moyens, quel que soit le cas-test concerné : environ 60 % des bâtiments sont correctement classés, excepté pour Muzaffarabad où seul un tiers des bâtiments sont bien classés. Les résultats obtenus dans ce cas-test de Muzaffarabad restent mauvais, quels que soient les indices de texture utilisés ; cela correspond aux conclusions faites lors de l’analyse de dégâts par la corrélation. Nous ne détaillerons pas plus en profondeur ces résultats, des difficultés sans doute directement liées à la qualité des images et à leur géométrie étant constatées.

Nous observons que la sélection d’indices de texture spécifiques, choisis à partir de l’analyse des changements des fréquences dans l’image, ne conduit ni à une dégradation, ni à une amélioration de la qualité des résultats de la classification. Cela signifie que les indices de textures éliminés dans le second cas n’apportent pas d’information supplémentaire pour la classification des bâtiments, ou trop peu pour contrer l’effet néfaste de l’augmentation de la dimension des données. Les indices de texture peuvent donc être utilisés dans leur intégralité, ce qui permet à la méthode de quantification de dégâts de garder sa qualité d’être applicable à différents cas de catastrophes.

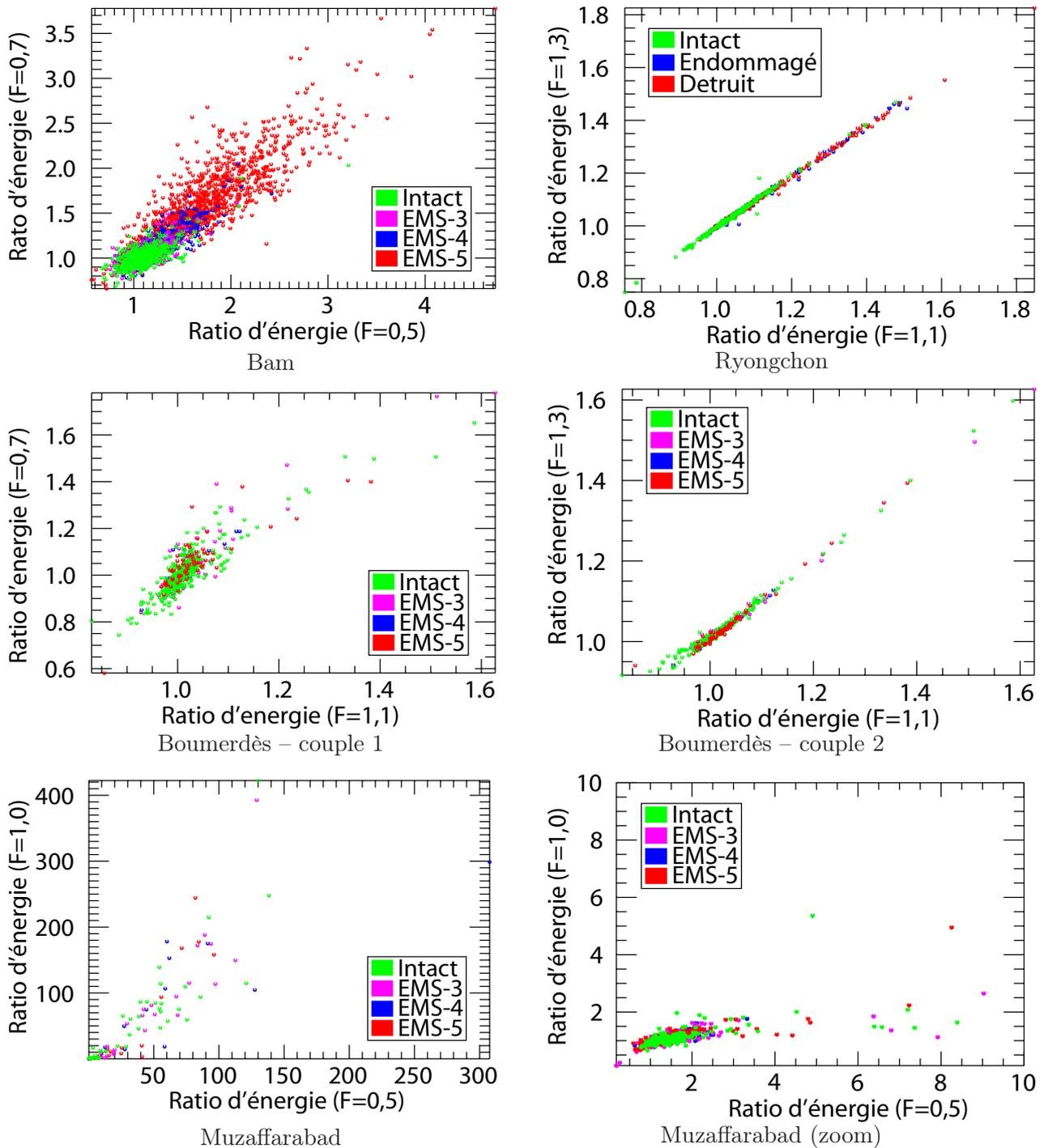


FIG. 5.14 – Répartition des données extraites des bâtiments dans l'espace à deux dimensions défini par les deux indices de texture les plus discriminants d'après la figure 5.13.

L'ajout des coefficients de corrélation pour la classification des bâtiments améliore significativement les performances de la classification, sans pour autant dépasser les résultats obtenus avec les corrélations seules. Nous concluons cette fois encore que les indices de texture ainsi définis n'apportent sans doute pas d'information supplémentaire pour la classification, ou trop peu pour présenter un avantage avec l'augmentation de la dimension. Les résultats présentés dans les parties suivantes concerneront donc uniquement l'utilisation des coefficients de corrélation.

5.3.4 Comparaison avec les résultats attendus

Le premier objectif de cette thèse est la mise en place d'un protocole standard d'évaluation de la qualité des résultats des méthodes de quantification de dégâts. Nous y avons répondu en proposant un protocole évaluant d'une part la qualité du recalage des objets d'intérêt – les toits des bâtiments – et d'autre part la qualité de la quantification de dégâts pour l'ensemble des bâtiments de la *base de données de référence*. Ce protocole est applicable à tout cas-test et permet une comparaison des performances de différentes approches pour la quantification de dégâts.

Il nous a notamment permis de comparer les résultats obtenus à partir de deux ensembles d'indices de dégâts : la corrélation et la texture. Nous avons conclu à partir de l'étude de quatre cas-tests qu'il était plus favorable de baser la méthode de quantification de dégâts sur l'utilisation des coefficients de corrélation seuls. Les performances pour ces cas-tests sont contrastées. Les espérances de performances ont été atteintes pour les cas de Bam, Boumerdès et Ryongchon. Dans le cas de Boumerdès, la baisse de performances par rapport aux deux autres cas est expliquée par l'incapacité de la méthode à détecter les dégâts de degré EMS3. Les résultats obtenus sur le cas-test de Muzaffarabad sont très en dessous de ceux obtenus dans les autres cas, ceci étant dû à la médiocre qualité des images (géométrique et radiométrique). De façon générale, nous observons que les classes de dégâts situées aux extrémités de l'échelle de dégâts ("intact" et EMS5 par exemple) sont les plus efficacement identifiées. La majorité des erreurs est due à des confusions entre les classes intermédiaires. Une diminution du nombre de classes distinguées permet une amélioration significative des performances de la méthode.

La méthode proposée demande une intervention limitée de l'opérateur, au moment de la classification, afin de constituer l'ensemble d'apprentissage. Actuellement, les temps de traitement totaux varient d'un cas à l'autre, proportionnellement à la taille de la zone de recherche lors de l'étape de recalage, l'étape de classification étant très rapide. On compte entre 2 à 40 secondes de traitement par bâtiment. Ces codes ne sont pas optimisés, et les temps de traitement pourraient selon nous être réduits d'un facteur quatre ou cinq. Les méthodes sont donc adaptées à une utilisation en situation réelle.

5.3.5 Comparaison des résultats obtenus avec ceux trouvés dans la littérature

Parmi les articles se rapportant à la quantification ou à la détection de dégâts trouvés dans la littérature, quinze traitent un des cas-tests que nous avons choisis. Parmi ceux-ci, seuls quatre présentent des résultats quantifiés, nous permettant de les comparer à ceux que nous avons obtenus. Deux d'entre eux [Gusella et al., 2005 ; Stramondo et al., 2006] portent sur la détection de dégâts sur le cas du séisme de Bam ; les deux autres [Vu et al., 2004 ; Bitelli et al., 2004] traitent de quantification de dégâts suite au séisme de Boumerdès. Les résultats trouvés dans ces articles sont rassemblés dans le tableau 5.3 et comparés à ceux que nous obtenons.

Dans [Gusella et al., 2005], les images utilisées sont les mêmes images QuickBird de Bam que celles que nous avons traitées. La méthode consiste à segmenter le bâti sur l'image de référence par un logiciel commercial dédié, à superposer ces segments sur l'image de crise pour en extraire le bâti et à classer ces bâtiments à l'aide du même logiciel. Les images sont recalées de façon standard : 49 points d'amer et un rééchantillonnage par un polynôme du premier degré. La classification, qui est binaire, se fait à l'aide de 380 exemples d'apprentissage (174 pour les bâtiments effondrés et 206

TAB. 5.3 – Performances de la quantification de dégâts en fonction des indices utilisés, comparées aux résultats trouvés dans la littérature.

		Bam		Boumerdès	
		4 classes perf. dégâts	2 classes {0-345}	4 classes	3 classes {0-3-45}
Indices de changements	Corrélations	78 %	89 %	55 %	58 %
	Texture	64 %	74 %	37 %	46 %
	Corrélations+Texture	76 %	89 %	49 %	58 %
État de l'art	[Stramondo et al., 2006]	76 %	–	–	–
	[Gusella et al., 2005]	–	71 %	–	–
	[Vu et al., 2004]	–	–	26 %	–
	[Bitelli et al., 2004]	–	–	–	74 %

pour les bâtiments intacts), à partir des statistiques des valeurs des pixels des toits. Les performances annoncées, pour la classification, sont de 71 % ; notre méthode permet un taux maximum de bonne classification de 89 %. Nous obtenons donc de meilleurs résultats avec notre méthode.

Dans [Stramondo et al., 2006], les auteurs utilisent conjointement des images optiques et radar de moyenne résolution spatiale de Bam (ASTER et ASAR ENVISAT) pour calculer différents indices de changements entre les couples d'images : corrélation, cohérence, etc. Ces mesures donnent une information à l'échelle du pixel, et chaque pixel est ensuite classé par classification supervisée utilisant la moitié de l'image en apprentissage. Quatre classes sont distinguées, à partir d'une vérité-terrain donnant une information à l'échelle du quartier (figure 2.5). Les auteurs annoncent un taux de bonne classification des zones détruites de 78 %, mais ne donnent pas les performances correspondant aux zones intactes. Il est possible qu'il y ait un fort taux de fausses alarmes, dû aux nombreux changements naturels observables sur les images. La méthode que nous proposons aboutit à 79 % de bonne classification des bâtiments détruits, avec un taux de bonne classification pour les bâtiments "intact" connu de 73 %. Nous soulignons que les deux approches ne sont cependant pas directement comparables, l'une donnant des résultats à l'échelle d'un quartier, l'autre à l'échelle plus fine du bâti.

Pour les articles traitant de la quantification de dégâts à la suite du séisme de Boumerdès, les images et l'échelle de dégâts (EMS) utilisées sont les mêmes que les nôtres. Dans [Bitelli et al., 2004], plusieurs approches sont testées ; nous ne retiendrons ici que celle donnant les meilleurs résultats. Les images sont recalées à l'aide d'un ensemble de 2494 points d'amer, à raison d'un point par toit de bâtiment. La démarche est la suivante : segmentation et classification de l'image de crise par un logiciel dédié. Les indices de dégâts utilisés ne sont pas explicités, pas plus que la taille de l'ensemble d'apprentissage. Les auteurs distinguent 3 niveaux de dégâts : intact, EMS3 et EMS4&5 ; ils parviennent à un taux de bonne classification respectivement égal à 64 %, 83 % et 74 %. En comparaison, nous aboutissons à des performances de 85 %, 3 % et 83 %. Nous obtenons donc des résultats en moyenne inférieurs, à cause de l'incapacité de notre méthode à détecter les dégâts de niveau EMS3 ; notons que pour les autres classes de dégâts, notre méthode conduit en revanche à de meilleurs résultats.

Dans [Vu et al., 2004], une analyse des ombres des bâtiments est tentée, afin de détecter les bâtiments qui se sont effondrés partiellement ou totalement. Un changement de la longueur des ombres supérieur à un seuil indiquerait ce type de dégâts. Les résultats sont cependant mauvais, avec une détection des niveaux de dégâts intact, EMS3, EMS4 et EMS5 respectivement égale à 17 %, 18 %, 10 % et 58 %. Cette approche n'est donc pas suffisante pour quantifier les dégâts sur les bâtiments. Pour comparaison, nous rappelons que les performances obtenues par notre méthodes avec les coefficients de corrélation sont de 85 %, 6 %, 44 % et 85 %.

5.3.6 Performance de classification en fonction de la modalité des images

Afin de se rendre compte du comportement de la méthode proposée par rapport à la modalité des images utilisées, nous nous appuyons en particulier sur le cas d'étude de Beyrouth, comme dans le chapitre précédent. Nous cherchons à comprendre dans cette partie l'impact de la différence entre les angles d'acquisition des images, de leur résolution spatiale, et enfin des capteurs concernés. Pour cela, nous utilisons la méthode de recalage décrite précédemment, et extrayons des emprises de toits recalés les coefficients de corrélation. La classification se fait comme précédemment par les SVM, en utilisant un ensemble d'apprentissage de cinq bâtiments par classe, c'est-à-dire dix bâtiments au total pour ce cas de Beyrouth.

B/H et performance de classification Nous analysons dans un premier temps les performances de la détection de dégâts pour les différents couples d'images QuickBird concernant le cas-test de Beyrouth. Nous disposons pour cela de 6 couples d'images référence/crise. Les performances de la détection de dégâts sont reportées en figure 5.15. Les performances globales sur l'ensemble des bâtiments apparaissent en diamants noirs. Les deux classes de bâtiments "intact" et "détruit" ont été distinguées et apparaissent respectivement en triangles verts et en triangles rouges. Nous constatons que les performances décroissent à peu près linéairement avec l'augmentation du B/H du couple d'images, quel que soit l'état des bâtiments considérés. Nous retrouvons donc la même tendance que lors de l'évaluation de la qualité du recalage (section 4.3.4). Dans le cas d'un B/H de l'ordre de 0,4, les performances sont de 94 %, ce qui correspond aux objectifs que nous nous sommes fixés. Notons que cette valeur de B/H correspond à la valeur moyenne obtenue pour les couples d'images utilisés sur les quatre autres cas-tests et représente donc bien une valeur réaliste dans un contexte opérationnel.

Par ailleurs, les résultats montrent que les bâtiments détruits sont les mieux détectés. La majorité des erreurs provient des bâtiments intacts classés à tort comme détruits. Cela s'explique en partie par les problèmes rencontrés à l'étape du recalage, une faible similarité étant alors associée aux bâtiments intacts mal recalés. Des problèmes d'occultations de bâtiments se posent également, en particulier dans les cas où l'angle d'incidence du capteur est élevé ; il est observé que c'est dans ces situations que le B/H du couple est également élevé. Enfin, une autre cause à ces fausses alarmes pourrait être proposée : avec un fort angle d'incidence (il vaut 45 ° pour deux des images de crise, soit quatre couples d'images concernés), des déformations géométriques des toits peuvent apparaître et une dégradation de la résolution spatiale pourrait affecter les résultats. Si l'impact de déformations géométriques est difficilement quantifiable, celui de la résolution spatiale est étudié. Les résultats sont présentés dans la partie suivante.

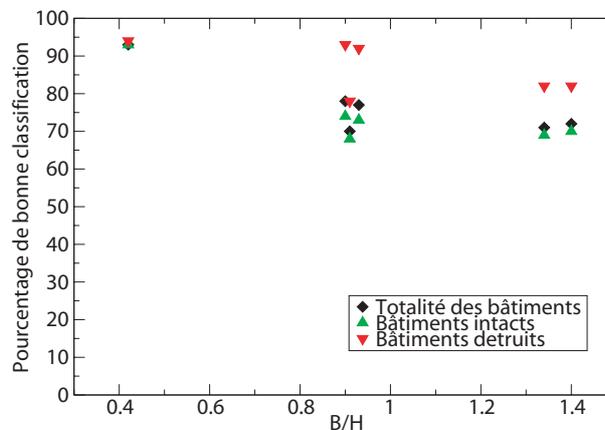


FIG. 5.15 – Taux de bonne classification des bâtiments de la zone de Haret Hreik de Beyrouth, en fonction du B/H du couple QuickBird utilisé. Moins le B/H est élevé, meilleures sont les performances. La majorité des erreurs de classification est due à des bâtiments intacts mal classés.

Influence de la qualité du recalage De la même façon que nous l'avons fait pour les quatre premiers cas-tests, nous avons appliqué notre méthode de détection de dégâts sur les couples QuickBird de Beyrouth, en partant d'un recalage des toits optimal. Les résultats obtenus, rassemblés en figure 5.16, viennent confirmer les résultats obtenus précédemment. Les performances sont améliorées quand le recalage des toits est correct (triangles bleus). Cependant, une amélioration du recalage ne suffit pas à supprimer les erreurs de classification lors de la détection de dégâts. Il a été observé que le taux de bonne classification diminue quand le B/H augmente; ce phénomène est moins marqué lorsque le recalage est idéal, mais il existe toujours. Nous en concluons qu'une augmentation du B/H, qui se traduit généralement par un angle d'incidence très élevé pour au moins une des deux images, entraîne une perte de similitude entre les deux images. Cette perte peut être due à des déformations géométriques dues aux angles d'acquisition et non corrigées; elle peut également être due à une dégradation de la résolution spatiale. Cette conclusion correspond à ce qui était attendu.

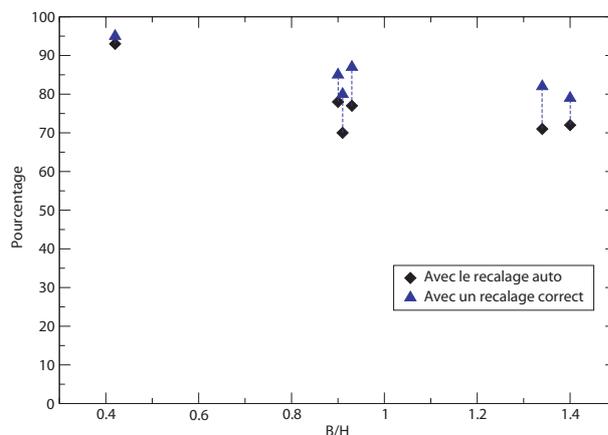


FIG. 5.16 – Performances de la classification lorsque les toits des bâtiments sont recalés manuellement (triangles bleus), et quand ils sont recalés par la méthode de recalage automatique proposée (losanges noirs), en fonction du B/H du couple QuickBird considéré.

Résolution spatiale et performance de classification La résolution spatiale des images peut avoir un impact sur les capacités de discrimination des dégâts par la méthode proposée. De la même façon que pour l'évaluation de la qualité du recalage des images, nous comparons les résultats obtenus sur des couples d'images QuickBird et ceux obtenus sur les mêmes couples sous-échantillonnés à la résolution spatiale inférieure de 1 m. Cette première étude permet de s'affranchir des effets du B/H.

Nous constatons une légère décroissance des performances de la quantification de dégâts pour les cas de Bam et Ryongchon, une stagnation des résultats pour le cas de Boumerdès, et une tendance variable pour les différents couples de Beyrouth.

Concernant les cas de Bam et de Ryongchon, des tests de classification complémentaires menés en distinguant moins de classes de dégâts montrent que les performances redeviennent équivalentes. La conclusion est que la dégradation de la résolution spatiale a un impact sur le nombre de classes identifiables sur les images. Notamment, une résolution spatiale de l'ordre du mètre rend les classes intermédiaires plus difficilement identifiables. Par exemple, dans le cas de Bam, la classe EMS3 pose déjà des problèmes pour les couples QuickBird, comme nous l'avons vu; ce problème est accru dans le cas où ces images sont sous-échantillonnées. La fusion de la classe intact et EMS3 aboutit à des résultats équivalents dans les deux cas : 83 % pour les couples QuickBird, 81 % pour les mêmes couples sous-échantillonnés.

Dans le cas de Beyrouth, les performances de la détection de dégâts sont, en moyenne, équivalentes. La classification binaire intact/dégâts semble ne pas être affectée par un changement de résolution pour les images THR QuickBird; cette conclusion est confirmée par les cas-tests de Bam et Ryongchon.

TAB. 5.4 – Performance de classification pour les couples d’images QuickBird originales ayant une résolution spatiale de 0,6 m (QB) et sous-échantillonnées à une résolution spatiale de 1 m (QB_{1m}).

Bam		Boumerdès				Ryongchon	
QB	QB _{1m}	Crise Mai		Crise Juin		QB	QB _{1m}
78 %	74 %	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}	82 %	77 %
		69 %	70 %	73 %	74 %		

Beyrouth					
19 Juin/12 Août		19 Juin/22 Juillet		12 Juillet/12 Août	
QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}
93 %	92 %	78 %	77 %	70 %	64 %

Beyrouth					
19 Juin/9 Août		12 Juillet/22 Juillet		12 Juillet/9 Août	
QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}	QB	QB _{1m}
77 %	82 %	71 %	66 %	72 %	71 %

Nous avons constaté dans le cas de Boumerdès que le degré de dégâts EMS3 n’était pas détectable par notre méthode. C’est ce qui explique la stabilité des résultats entre les couples d’images à pleine résolution et les couples d’images sous-échantillonnées. Ces conclusions sont en accord avec celles faites sur les autres cas-tests.

Globalement, et de manière attendue, la conclusion est qu’une dégradation de la résolution spatiale diminue les capacités à discriminer un grand nombre de degrés de dégâts. Cela est confirmé par une analyse visuelle, où il est difficile de distinguer en particulier les bâtiments correspondant à un degré de dégâts EMS3. Dans le cas d’une quantification de dégâts sur moins de niveaux, voire une détection de dégâts, les résultats resteront de façon générale stables pour les résolutions testées.

Dans le souci de se placer dans des conditions proches de l’opérationnel, nous comparons maintenant les performances de détection de dégâts obtenues sur des couples monocapteurs d’images acquises par QuickBird ou par Ikonos. Les B/H des différents couples disponibles pour le cas de Beyrouth varient. Les résultats sont rassemblés dans la figure 5.17. Les performances associées aux couples d’images acquises par le capteur de QuickBird figurent en vert, et celles associées aux images Ikonos en bleu.

Nous observons cette fois encore que les performances de classifications suivent la même tendance, que l’on considère un couple d’images QuickBird ou Ikonos : plus faible est le B/H du couple, meilleure est la qualité des résultats de la classification. Cela confirme que l’utilisation de couples issus de capteurs à différentes résolutions spatiales n’a pas d’impact sur la qualité de la détection binaire de dégâts.

Capteurs et performance de classification Pour conclure cette analyse de l’influence des différences de modalités entre les images utilisées, nous nous intéressons aux couples formés d’images issues de deux capteurs différents. Nous comparons les performances de la détection de dégâts à partir de ces couples, à celles obtenues précédemment à partir de couples monocapteurs. Les résultats sont présentés en figure 5.18 en fonction du B/H de chacun des couples.

Les couples monocapteurs (en bleu) correspondent aux couples présentés dans la partie précédente ; les couples multicapteurs (en rouge) sont des couples référence/crise du type QuickBird/Ikonos ou Ikonos/QuickBird. Les performances suivent la même tendance en fonction du B/H, que le couple soit mono- ou multicapteur. À partir de ces résultats, nous concluons que pour le cas de Beyrouth, la méthode de détection de dégâts proposée est robuste vis-à-vis de l’utilisation de couples multi-

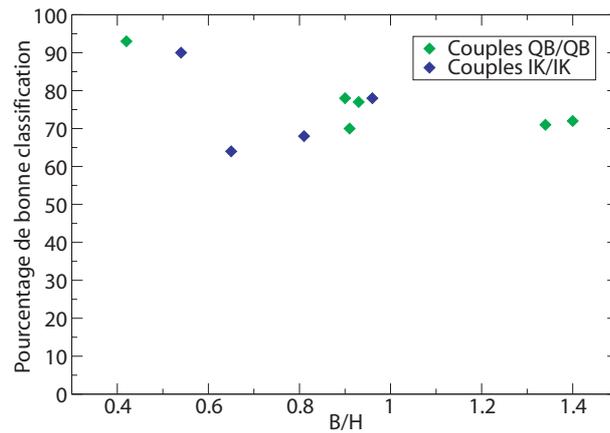


FIG. 5.17 – Taux de bonne classification des bâtiments pour le cas-test de Beyrouth, en fonction du B/H du couple monocapteur considéré. Les couples monocapteurs sont composés d’images acquises par le satellite QuickBird (en vert), ou par Ikonos (en bleu). Les performances croissent quand le B/H associé au couple décroît.

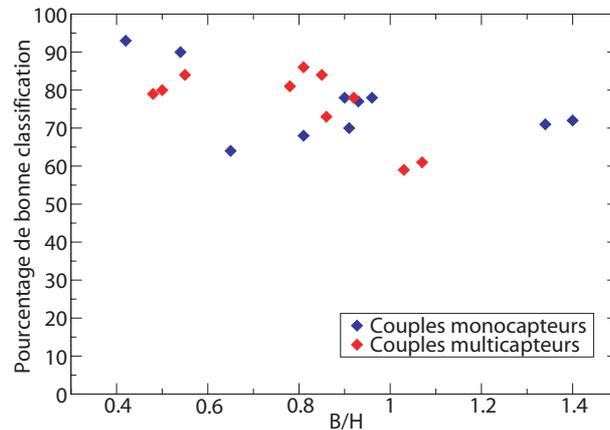


FIG. 5.18 – Taux de bonne classification des bâtiments de Beyrouth en fonction du B/H de chaque couple d’images THR, monocapteurs (en bleu) ou multicapteurs (en rouge). Les performances de classification suivent la même tendance linéaire par rapport au B/H. Moins celui-ci est important, meilleurs sont les résultats de la classification. La méthode de détection de dégâts proposée ne pénalise pas l’utilisation de couples d’images issues de capteurs THR différents sur ce cas d’étude.

capteurs et multirésolution. Le paramètre influent est le B/H du couple ; moins celui-ci est élevé, meilleures sont les performances de la détection de dégâts par la méthode proposée.

Conclusions sur l’influence de la modalité des images L’étude de l’impact des différentes modalités des images sur les performances de la méthode que nous proposons nous a permis de cerner les domaines d’applicabilité de celle-ci, ainsi que les cas qui conduiront à une dégradation de ses performances. Nous avons constaté que la différence entre les angles d’observation lors de l’acquisitions des images joue un rôle non négligeable sur les performances de la détection de dégâts. Plus faible est l’angle formé entre les deux positions du capteur, meilleurs sont les résultats. En revanche, la résolution spatiale des images THR et le capteur utilisé pour acquérir chaque image n’ont pas d’influence sur les performances de la méthode.

Nous avons montré que la méthode est applicable à des couples d’images de même modalité, ou ayant des résolutions spatiales THR différentes, ou encore acquises avec des capteurs différents ; elle

conduit également à des résultats satisfaisants si les images présentent un B/H modéré et/ou si les bâtiments à analyser ont une hauteur modérée, ces deux paramètres conditionnant conjointement la similarité des deux images comparées, et donc les performances d'une méthode de quantification de dégâts.

Une augmentation du B/H, couplée à l'analyse de hauts bâtiments, fait décroître les performances de la méthode de détection de dégâts. Une scène avec un relief abrupt mal compensé lors des prétraitements conduit à des problèmes similaires.

La méthode proposée est applicable à des images acquises dans le domaine du visible. Elle n'est pas applicable à des images radar, du fait du choix des mesures de similarités utilisées. L'image de référence doit être suffisamment récente pour qu'aux changements dus aux dégâts ne s'ajoutent pas beaucoup d'autres changements antérieurs à la catastrophe : par exemple, un bâtiment qui aurait été démantelé avant la catastrophe, qui serait détecté comme détruit lors de la catastrophe. À l'inverse, un bâtiment ayant été construit après l'acquisition de l'image de référence ne peut pas être analysé, puisqu'il est absent des données auxiliaires servant d'entrée à la méthode.

Enfin, des images de même type que celles que nous avons traitées, mais spatialement mieux résolues (0,5 m) font leur apparition, comme WorldView-I et bientôt GeoEye-1. Nous n'attendons pas de difficultés pour l'application de notre méthode de quantification de dégâts à ces images, mais nous n'avons pas eu l'opportunité d'en faire le test.

Chapitre 6

Conclusion

La télédétection permet d'obtenir des informations sur l'état et sur l'évolution d'une scène de large étendue. Dans le cas d'images acquises dans le domaine optique, les angles d'acquisition sont classiquement proches du nadir. Cependant, l'agilité des satellites actuels permet de réduire le temps de revisite grâce à la possibilité de faire varier l'angle d'incidence lors de l'acquisition. Les images sont alors acquises avec des angles d'incidence variés et souvent plus élevés ; plusieurs images acquises sur une même région contiennent donc des informations qui diffèrent partiellement.

Pour la quantification de dégâts sur le bâti, l'augmentation de ces angles d'incidence ne nous semble pas, pour les résolutions actuelles, suffire pour extraire des informations sur l'état des façades des bâtiments. La majorité de l'information disponible sur un bâtiment se situe sur son toit. C'est dans cet esprit que le problème de la détection de dégâts a été simplifié en proposant d'évaluer les dégâts à partir de l'état du toit seul.

L'utilisation de la télédétection dans le but de quantifier les dégâts à la suite d'une catastrophe majeure est bien acceptée. Une des difficultés réside dans le délai nécessaire pour obtenir une image de crise. La disponibilité des satellites et la présence de nuages au moment de leur passage posent notamment problème. Pour réduire le temps avant la première tentative d'acquisition de l'image de crise, nous avons utilisé des images acquises avec des angles différents, voire issues de capteurs différents. Cela constitue une des originalités de nos travaux par rapport à l'existant ; nous nous sommes ainsi placés dans des conditions proches de l'opérationnel.

En cas d'analyse multicapteur, les images peuvent ne pas avoir la même résolution, comme c'est le cas pour ces travaux. Nous nous sommes intéressés aux images satellites THR disponibles acquises dans le domaine optique, acquises par QuickBird et Ikonos. L'état de l'art montre que la taille et l'amplitude des changements recherchés ont une forte influence sur les performances des méthodes, en fonction de la résolution spatiale et radiométrique des images et de leur rapport signal à bruit. Pour certaines méthodes, la taille de l'unité analysée (par exemple la taille de la fenêtre glissante ou la taille de l'objet) conditionne également leur sensibilité à des changements de petite surface/amplitude ; l'utilisation de mesures statistiques ou d'analyse de texture nécessitent que les objets d'intérêt soient composés d'un certain nombre de pixels. Afin d'étudier les effets de la résolution spatiale sur la qualité des résultats des méthodes, nous proposons de sous-échantillonner l'image la mieux résolue. La résolution finale doit cependant être suffisante pour pouvoir utiliser les méthodes proposées. Nos tests nous ont permis de constater que la méthode de recalage des toits des bâtiments que nous proposons est aussi performante dans le cas de couples d'images QuickBird à 0,6 m que dans le cas de couples d'images Ikonos à 1 m, ou même dans le cas de couples multicapteurs. En revanche, la qualité de la quantification de dégâts est influencée par la résolution des images : une meilleure résolution permet une analyse des dégâts sur davantage de niveaux. Pour l'analyse de bâtiments en milieu urbain, nous estimons que la résolution la plus basse ne doit pas être inférieure à un mètre.

Ce choix des couples d'images optiques ne permet pas de résoudre le problème lié à la présence de nuages. L'utilisation d'images radar constituerait une solution à ce problème, mais les images dispo-

nibles lors de ces travaux ne permettaient pas une analyse à l'échelle du bâti du fait d'une résolution spatiale trop basse. L'avènement récent de l'imagerie radar THR crée des nouvelles perspectives pour la détection de dégâts "tout temps" en milieu urbain.

En situation opérationnelle, un couple d'images est la plupart du temps utilisé. En effet, l'état de l'art a montré que, jusqu'à présent, l'analyse monotemporelle n'a pas donné de résultat satisfaisant, notamment en ce qui concerne la généralisation des méthodes. En effet, ne disposant pas de données de référence, une classification supervisée des données (pixels ou régions) est nécessaire. L'aspect d'un dégât est très variable d'un cas de catastrophe à l'autre, mais aussi, à la vue des résultats présentés dans la littérature, au sein d'une même catastrophe, en fonction du type de bâtiment (matériaux, âge, méthode de construction) et de son environnement.

L'analyse multitemporelle permet une analyse plus fiable des dégâts, grâce à la comparaison de l'image de crise avec une référence. L'analyse de l'existant montre que meilleure est la résolution des images, plus nombreux sont les changements observables entre les données. Les problèmes de la comparaison des images THR dus à la présence de ces changements sont soulignés dans la littérature, mais aucune solution opérationnelle n'est proposée. Il est suggéré de résoudre ces problèmes par l'utilisation d'informations supplémentaires (modélisation précise du relief et du sursol) ou par sélection des éléments d'intérêt afin de filtrer les changements non pertinents. Nous avons jugé la première option peu réaliste dans le cadre général de gestion de crise, puisqu'un MNE à l'échelle de l'image est très rarement disponible. De plus, cela ne résout pas le problème des changements non pertinents dus par exemple à l'activité humaine. Nous nous sommes intéressés à une approche utilisant la sélection des éléments d'intérêt. Le problème du filtrage n'a pas été abordé lors de nos travaux. Les solutions envisageables sont la segmentation de l'image de référence, l'utilisation d'un SIG, ou encore l'obtention d'un modèle numérique de terrain si on dispose de données stéréoscopiques. Nous sélectionnons uniquement les toits des bâtiments, pour les raisons rappelées précédemment.

Les problèmes de comparaison d'images où les angles d'acquisition et/ou d'illumination diffèrent se posent dans notre cas, puisque le couple utilisé est généralement composé d'une image d'archive la plus récente possible et de la première image de crise disponible. La période de l'année à laquelle l'image de référence a été acquise ne correspond pas forcément à celle de l'image de crise ; cela entraîne des changements d'illumination. La probabilité que les angles d'acquisition soit identiques – ou même proches – est faible, comme l'expérience nous l'a montré pour les différents cas-tests étudiés. Cette différence d'angle d'acquisition pose deux problèmes : une difficulté à mettre en correspondance les toits des bâtiments d'une image à l'autre et la présence de zones d'occultation pour lesquelles aucune information ne sera disponible. Nous n'avons pas trouvé de solution à ces problèmes dans l'analyse de l'état de l'art.

Nous proposons une méthode de recalage des objets d'intérêt répondant au problème des changements d'angle d'acquisition. Elle nécessite une donnée auxiliaire en accord avec l'image de référence et pose l'hypothèse que chaque objet d'intérêt a une hauteur constante ou doucement variable, c'est-à-dire que l'objet subit d'une image à l'autre approximativement une translation par rapport au sol. Un objet composé de sous-objets ayant des hauteurs différentes mais constantes répond à cette hypothèse, puisqu'il est possible de considérer les sous-objets individuellement. Cette méthode de recalage permet de mettre en correspondance les toits des bâtiments dans les deux images, et ainsi de donner du sens à une analyse de changements sur ceux-ci. Une voie d'amélioration possible pour cette méthode de recalage serait d'utiliser d'autres critères pour apparier les objets dans les images en utilisant par exemple des informations sur la morphologie des toits des bâtiments, ou encore des primitives qui en sont extraites.

Une limite non résolue de la méthode de recalage, et donc par extension de la méthode de quantification de dégâts, est le problème des zones d'occultation, particulièrement en milieu urbain où des bâtiments sont cachés par d'autres ; la situation est semblable si des nuages sont présents et cachent une partie de l'image. Nous envisageons trois situations, et proposons des solutions dans la

mesure du possible.

- Le bâtiment est visible sur l'image de référence, mais n'apparaît pas sur l'image de crise ; on ne peut pas retrouver la correspondance de ce bâtiment d'une image à une autre. La quantification des dégâts peut se faire à partir des bâtiments l'entourant. Cela suppose une certaine régularité locale du degré de dégâts de bâtiments voisins. Elle n'est donc pas toujours fiable.
- Le bâtiment n'apparaît pas sur l'image de référence, mais est présent sur l'image de crise. Si l'extraction des bâtiments se fait sur l'image de référence, alors ceux qui y sont occultés ne sont pas traités. Si l'extraction des objets d'intérêt provient de données extérieures, qui font apparaître des objets occultés dans l'image de référence, alors la phase de recalage *données extérieures/image de référence* donne un état de référence erroné pour ces bâtiments. La quantification de dégâts n'est pas fiable. La solution serait de détecter les dégâts sur ces bâtiments uniquement à partir de l'image de crise (analyse monotemporelle), avec les difficultés évoquées précédemment.
- Le bâtiment n'apparaît sur aucune des images ; il est à chaque fois dans une zone d'occultation. Comme dans la première situation, l'analyse du voisinage peut être une solution.

Notons que la présence de brouillard ou de nuages à travers lesquels on voit le sol pose des difficultés proches voire identiques (en fonction de l'épaisseur de la perturbation) à une occultation complète. Les deux images peuvent en effet être rendues très différentes, et donc inadaptées à une évaluation de changements. Enfin, les bâtiments partiellement occultés affectent plus ou moins les performances de la quantification de dégâts, selon la possibilité de recalage des bâtiments et la visibilité des dégâts que les bâtiments ont éventuellement subis.

L'analyse de l'état de l'art nous a également montré un manque d'évaluation des méthodes proposées. Nous nous sommes donc particulièrement attachés à évaluer les performances de nos méthodes de façon quantitative.

Nous avons tout d'abord défini et mis en place un protocole d'évaluation des performances. Il repose essentiellement sur la construction de bases de données de référence, comprenant pour chaque bâtiment son empreinte dans le plan de chaque image, ainsi qu'un degré de dégâts. Ces bases de données pourraient facilement être mises à la disposition de la communauté scientifique. Leur utilisation en tant que vérité-terrain aiderait les chercheurs d'une part à confronter leurs approches, et d'autre part à créer des méthodes plus performantes. À la réflexion, c'est cette approche de l'évaluation de la qualité qui constitue sans doute l'innovation majeure de cette thèse. Ces bases de données pourront être utilisées pendant de nombreuses années, alors que notre méthode de quantification de dégâts pourrait être rapidement dépassée. En effet, nous avons préféré une approche d'exploration du domaine d'application de méthodes proches de celles proposées le plus récemment dans la littérature, car il nous a semblé que cette approche est celle qui permet d'identifier les problèmes fondamentaux dont la connaissance et l'expression font *in fine* progresser la qualité des solutions qui peuvent être proposées.

Nous avons ainsi posé un regard critique vis-à-vis de nos résultats, en testant notre approche dans des situations très différentes. Nous avons ainsi montré que la méthode que nous proposons est applicable dans différents cas ; cinq cas ont été étudiés. L'application systématique de notre méthode à un ensemble de cas d'étude constitue un des points forts de nos travaux ; les résultats obtenus pour chaque cas ont été évalués par un même protocole que nous avons mis en place. L'ajout de nouveaux cas-tests aurait eu l'avantage de vérifier des conclusions tirées à partir d'un autre cas-test, mais également souvent d'affiner ces conclusions, des cas-test présentant d'autres particularités non étudiées : l'étude des dégâts dus au vent ou à un déferlement violent d'eau par exemple aurait également pu être intéressante.

Les objectifs de performances ont été atteints pour trois de ces cas, et sont atteints pour une partie d'un quatrième. Nous concluons que pour la quantification de dégâts, les états les mieux détectés

sont les classes extrêmes : bâtiments intacts et très fortement touchés. Cela s'explique par la part de subjectivité sur le degré de dégâts attribué à certains bâtiments, en fonction de l'information disponible à partir des images étudiées. De façon générale, les méthodes que nous proposons donnent des résultats satisfaisants quand les images sont de même modalité, quand elles ont des résolutions différentes (dans la limite définissant la THR), en cas de faible B/H et/ou de bâtiments peu élevés, avec un terrain de relief faible ou bien modélisé.

Deux des cas d'étude ont particulièrement permis de cerner les limites de nos méthodes. L'un a montré l'impact d'erreurs de modélisation du relief quand celui-ci est important, avec les déformations géométriques que cela entraîne. L'autre cas d'étude, très complet, nous a permis de mesurer l'impact de différents paramètres sur notre méthode de détection de dégâts : différence entre les angles d'acquisition, différence de résolution spatiale, différence de capteur, cas mono- et multicapteurs. Nous concluons cette étude sur l'importance de la différence entre les angles d'acquisition des images, qui conditionne majoritairement la qualité de la détection de dégâts. Ceci est notamment vrai quand les bâtiments observés sont hauts. La combinaison d'un fort B/H et de hauts bâtiments fait décroître les performances de la détection. Nous montrons l'importance d'une méthode de recalage adaptée à la résolution des images utilisées. Nous supposons que l'image de référence existe et ne contient pas trop de changements importants non liés aux dégâts, sur le bâti notamment, par rapport à l'image de crise ; l'image de référence ne doit pas être trop ancienne. La multiplication des capteurs et la constitution d'importants volumes d'archives d'images optiques THR depuis presque 10 ans vont dans ce sens.

La méthode que nous proposons ne s'applique en revanche pas sur des images acquises dans des domaines spectraux très différents, comme par exemple un couple optique/radar. Pour cela, de nouvelles mesures de similarités, probablement basées sur des analyses de la morphologie des bâtiments plutôt que de la radiométrie des images, doivent être envisagées.

Nous n'attendons pas de difficultés majeures quant à l'application des méthodes sur des images THR acquises dans le domaine optique mieux résolues comme celles acquises par WorldView-I et GeoEye-1. Cela nécessite cependant confirmation par de nouveaux tests.

Les contraintes de rapidité d'exécution et d'automatisation ont été prises en compte. Utilisant comme données d'entrée le couple d'images THR et des données auxiliaires contenant l'emprise des toits des bâtiments dans l'image de crise, les méthodes proposées sont semi-automatiques. Elles ne nécessitent qu'une intervention très limitée de l'opérateur au moment de la classification. L'état de l'art et notre propre expérience ont montré que cette supervision est nécessaire pour obtenir des résultats satisfaisants. Concernant la rapidité d'exécution, l'optimisation des codes de traitements n'a pas été notre objectif (codes IDL) ; nous nous sommes en revanche efforcés d'être prudents quant à l'utilisation de méthodes faisant intervenir des calculs trop complexes. Le temps d'exécution se décompose en un temps de recalage et d'extraction des indices de dégâts, auquel s'ajoute le temps de classification. Le premier varie fortement en fonction de la difficulté du problème de recalage, déterminée par la différence entre les angles d'acquisition et par la hauteur maximum supposée des bâtiments ; pour l'ensemble de nos cas, il varie de 2 à 40 secondes par bâtiment. Nous estimons que cette durée peut être divisée par un facteur 4 ou 5 en optimisant les codes sans en modifier la démarche. La classification est très rapide, la majorité du temps étant consacrée à la désignation par l'opérateur des cinq exemples d'apprentissage par classe ; quelques minutes au plus sont nécessaires.

Les méthodes proposées ont été appliquées à des types de catastrophes différents : trois séismes, une explosion et plusieurs bombardements. Après analyse visuelle d'images où apparaissent des dégâts se rapportant à des catastrophes telles qu'un tsunami (pour les bâtiments effondrés) ou un cyclone, nous pensons que nos méthodes s'appliqueraient sur ces cas également. Ces dégâts, très souvent visibles par l'état du toit des bâtiments, se rapprochent de ceux qui ont été étudiés. En revanche, les inondations, glissements de terrain, éruptions volcaniques ou incendies ne constituent

pas, selon nous, des cas d'application pour nos méthodes. Des méthodes existent déjà par ailleurs, utilisant soit l'imagerie radar pour détecter des zones inondées ou des mouvements de terrain, soit l'imagerie infrarouge pour détecter les points chauds. L'apport de l'imagerie hyperspectrale est indéterminé jusqu'à présent, l'unique capteur embarqué sur un satellite ayant une faible résolution, et les capteurs aéroportés étant peu utilisés lors d'une catastrophe naturelle par exemple.

De futures voies d'études pour la détection et la quantification de dégâts se dessinent avec le développement de nouveaux capteurs. L'acquisition plus fréquente de couples et même triplets stéréoscopiques avec par exemple les satellites Pléiades ouvriront des possibilités quant à l'exploitation de MNE de résolution très fine. Ces MNE résoudreont en partie le problème de l'extraction du bâti, du recalage des images THR, mais permettront également de détecter de forts changements d'élévation caractérisant des effondrements de bâtiments.

Une autre de ces voies d'études est l'apport de l'imagerie radar THR. Les capteurs sont récents, mais les premières images montrent leurs potentialités pour l'étude des milieux urbains. Le radar permet une exploitation "tout temps", contrairement à l'optique, où une image sur cinq seulement serait exploitable en moyenne. Cela permet d'une part la constitution rapide d'archives, et d'autre part l'acquisition rapide d'une image de crise à la suite d'une catastrophe. Cependant, une fois encore, cela constitue autant de couples d'images qui ne sont pas acquises dans des conditions identiques. De même que les problèmes de géométrie se posent sur les images optiques THR, certaines difficultés vont apparaître si de tels couples non interférométriques sont utilisés. Les problèmes de recalage de données se posent également, et de nouvelles approches sont nécessaires pour exploiter ces images.

Liste des acronymes

ACP	Analyse en Composantes Principales
B/H	Rapport Base (distance entre les capteurs sur Hauteur (hauteur du capteur))
EMS	European Macroseismic Scale ou échelle macrosismique européenne
ENVISAT	ENVironmental SATellite
ERS	European Remote Sensing
GLCM	Grey Level Cooccurrence Matrix ou matrice de cooccurrence
IRS	Indian Remote Sensing
ISODATA	Iterative Self-Organizing DATA
LIDAR	LIght Detection And Ranging
MNE	Modèle Numérique d'Élévation
MNT	Modèle Numérique de Terrain
RADAR	RAdio Detection And Ranging
RPC	Rational Polynomial Coefficients
SAR	Synthetic Aperture Radar ou radar à synthèse d'ouverture
SERTIT	SErvice Régional de Traitement d'Image et de Télédétection
SIG	Système d'Information Géographique
SPOT	Satellite Pour l'Observation de la Terre
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
SVM	Support Vector Machines, ou Séparateur à Vastes Marges
THR	Très Haute Résolution

Bibliographie

- [7sur7, 2006] 7sur7 (2006). "Le Hezbollah capture 2 soldats israéliens". *7sur7 du 12 juillet 2006*. Available online at : http://www.7sur7.be/hlms/cache/fr/det/art_230975.html (accessed 15 May 2007).
- [AbdelSayed et al., 1995] AbdelSayed, S. ; Ionescu, D. ; et Goodenough, D. (1995). "Matching and registration method for remote sensing images". In *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995*, volume 2, pages 1029–1031.
- [Adams, 2004] Adams, B. (2004). "Improved Disaster Management Through Post-earthquake Building damage Assessment Using Multitemporal Satellite Imagery". In *XXth ISPRS Congress, 12–23 July 2004 Istanbul, Turkey*, page 611.
- [Adams et al., 2003] Adams, B. ; Huyck, C. ; Eguchi, R. ; Yamazaki, F. ; et Estrada, M. (2003). "Post-earthquake reconnaissance using satellite imagery : Boumerdes case study". In *The Boumerdes, Algeria, Earthquake of May 21, 2003*, pages 1–8. Oakland : EERI.
- [Adams et al., 2004] Adams, B. ; Huyck, C. ; Mansouri, B. ; Eguchi, R. ; et Shinozuka, M. (2004). "Application of High-Resolution Optical Satellite Imagery for Post-Earthquake Damage Assessment : The 2003 Boumerdes (Algeria) and Bam (Iran) Earthquakes". *Research Progress and Accomplishments 2003-2004, Buffalo : MCEER*. Available online at : http://mceer.buffalo.edu/publications/resaccom/04-SP01/12_Eguchi.pdf (accessed 19 August 2008).
- [AFPS, 2004a] AFPS (2004a). "Le séisme de Bam (Iran) du 26 décembre 2000 – Rapport de mission".
- [AFPS, 2004b] AFPS (2004b). "Le séisme de Boumerdès (Algeria) du 21 mai 2003 – Rapport de mission".
- [Akçay et Aksoy, 2007] Akçay, H. G. et Aksoy, S. (2007). "Morphological Segmentation of Urban Structures". In *IEEE Urban Remote Sensing Joint Event, Paris, France*, pages 1–6.
- [Allenbach et al., 2005] Allenbach, B. ; Andreoli, R. ; Battiston, S. ; Bestault, C. ; Clandillon, S. ; et Fellah, K. (2005). "Rapid EO Disaster Mapping Service : Added Value, Feedback and Perspectives after 4 Years of Charter Actions". In *IEEE Proceedings of International Geoscience And Remote Sensing Symposium 2005*, volume 6, pages 4373–4378.
- [Althof et al., 1997] Althof, R. ; Wind, M. ; et Dobbins, J. (1997). "A rapid and automatic image registration algorithm with subpixel accuracy". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(3), pp. 308–316.
- [André et al., 2001] André, G. ; Chiroiu, L. ; et Guillaude, R. (2001). "Evaluation et cartographie de dommages par imagerie satellitaire SPOT-5 : simulation sur la ville de Bhuj, séisme de Gujarat, Inde (26 janvier 2001)". In *SPOT-5 - Towards new application seminar, Toulouse, France*.
- [André et al., 2003] André, G. ; Chiroiu, L. ; Mering, C. ; et Chopin, F. (2003). "Building destruction and damage assessment after earthquake using high resolution optical sensors. The case of the Gujarat earthquake of January 26, 2001". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2003*, volume 4, pages 2398–2400.

- [Arciniegas et al., 2007] Arciniegas, G. ; Bijker, W. ; Kerle, N. ; et Tolpekin, V. (2007). "Coherence- and Amplitude-Based Analysis of Seismogenic Damage in Bam, Iran, Using ENVISAT ASAR Data". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45.
- [Baatz et Schäpe, 2000] Baatz, M. et Schäpe, A. (2000). "Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation". In Strobl, B. et XII, G. A. G. I., editors, *Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000, Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag*, pages 12–23.
- [Baltsavias, 2004] Baltsavias, E. (2004). "Object extraction and revision by image analysis using existing geodata and knowledge : current status and steps towards operational systems". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3–4).
- [Baraldi et Parmiggiani, 1995] Baraldi, A. et Parmiggiani, F. (1995). "An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2), pp. 293–304.
- [Barnea et Silverman, 1972] Barnea, D. et Silverman, H. (1972). "A Class of Algorithms for Fast Digital Image Registration". *IEEE Transactions on Computing*, 21(2), pp. 179–186.
- [Barrodale et al., 1993] Barrodale, I. ; Skea, D. ; Berkley, M. ; Kuwahara, R. ; et Poeckert, R. (1993). "Warping digital images using thin plate splines". *Pattern Recognition*, 26(2), pp. 375–376.
- [Beatson et Newsam, 1992] Beatson, R. et Newsam, G. (1992). "Fast evaluation of radial basis functions". *Computers Mathematical Applications*, 24(12), pp. 7–19.
- [Benediktsson et al., 2003] Benediktsson, J. ; Pesaresi, M. ; et Amason, K. (2003). "Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9), pp. 1940–1949.
- [Bhaskaran et al., 2001] Bhaskaran, S. ; Forster, B. ; et Neal, T. (2001). "Integrating airborne hyperspectral sensor data with GIS for hail storm post-disaster management". In *22nd Asian conference on remote sensing, 5-9 November 2001, Singapore*.
- [Bhattacharya et Sinha, 1997] Bhattacharya, D. et Sinha, S. (1997). "Invariance of stereo images via theory of complex moments". *Pattern Recognition*, 30(9), pp. 1373–1386.
- [Bishop, 1996] Bishop, C. M. (1996). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford University Press, Oxford, UK.
- [Bitelli et al., 2004] Bitelli, G. ; Camassi, R. ; Gusella, L. ; et Mongnol, A. (2004). "Image change detection on urban area : the earthquake case". In *XXth ISPRS Congress, Istanbul, Turkey*, page 692.
- [Bookstein, 1989] Bookstein, F. L. (1989). "Principal Warps : Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformations". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(6), pp. 567–585.
- [Bovolo et Bruzzone, 2007a] Bovolo, F. et Bruzzone, L. (2007a). "A split-based approach to unsupervised change detection in large-size multitemporal images : Application to tsunami-damage assessment". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6), pp. 1658–1670.
- [Bovolo et Bruzzone, 2007b] Bovolo, F. et Bruzzone, L. (2007b). "A theoretical framework for unsupervised change detection based on change vector analysis in the polar domain". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1), pp. 218–236.
- [Bovolo et al., 2007] Bovolo, F. ; Bruzzone, L. ; et Marconcini, M. (2007). "An Unsupervised Change-Detection Technique Based on Bayesian Initialization and Semi-Supervised SVM". In *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2007*.
- [Bredensteiner et Bennett, 1999] Bredensteiner, E. et Bennett, K. (1999). "Multicategory Classification by Support Vector Machines". *Computational Optimizations and Applications*, 12(1-3), pp. 53–79.

- [Brivio et al., 1992] Brivio, P. ; Ventura, A. D. ; Rampini, A. ; et Schettini, R. (1992). "Automatic Selection of Control Points from Shadow Structures". *International Journal of Remote Sensing*, 13(10), pp. 1853–1860.
- [Brown, 1992] Brown, L. (1992). "A survey of image registration techniques". *ACM Computing survey (CSUR)*, 24(4), pp. 325–376.
- [Bruzzone et Cossu, 2003] Bruzzone, L. et Cossu, R. (2003). "An adaptive approach to reducing registration noise effects in unsupervised change detection". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(11), pp. 2455–2465.
- [Bruzzone et Prieto, 2000] Bruzzone, L. et Prieto, D. (2000). "Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3), pp. 1171–1182.
- [Burbridge et Zhang, 2003] Burbridge, S. et Zhang, Y. (2003). "A neural network based approach to detecting urban land cover changes using Landsat TM and Ikonos imagery". In *Proceedings of the 2nd IEEE GRSS/ISPRS Joint Workshop on Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas, Berlin, Germany*, pages 157–161.
- [Burges, 1998] Burges, C. (1998). "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition". *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2), pp. 121–167.
- [C. Tison et Maître, 2004] C. Tison, F. T. et Maître, H. (2004). "Un premier pas vers l'extraction de MNS urbains en interférométrie RSO à haute résolution par fusion". *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, (176), pp. 3–13.
- [Campbell et al., 2000] Campbell, C. ; Cristianini, N. ; et Smola, A. (2000). "Query Learning with Large Margin Classifiers". In *Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning*, pages 111–118, San Francisco, CA, USA. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [Canny, 1986] Canny, J. (1986). "A computational approach to edge detection". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8, pp. 679–698.
- [Carr, 1996] Carr, J. (1996). "Spectral and textural classification of digital images". *Computer and Geosciences, Elsevier Science Ltd, UK*, 22(8), pp. 849–865.
- [Carr et Miranda, 1998] Carr, J. et Miranda, F. (1998). "The semivariogram in comparison to the co-occurrence matrix for classification of image texture". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(6), pp. 1945–1952.
- [Chen et Hutchinson, 2005] Chen, Z. et Hutchinson, T. C. (2005). "Urban damage estimation using statistical processing of satellite images : 2003 Bam, Iran earthquake". *Proceedings SPIE*, 5667, pp. 289–300.
- [Chica-Olmo et Abarca-Hernandez, 2000] Chica-Olmo, F. et Abarca-Hernandez, F. (2000). "Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification". *Computers and Geosciences, Elsevier Science Ltd, UK*, 26(4), pp. 373–383.
- [Chiroiu, 2003] Chiroiu, L. (2003). "High resolution satellite imagery - new perspectives for the earthquake risk management". In *Workshop on Application of remote sensing technologies for disaster response, University of California, Irvine*.
- [Chiroiu, 2005] Chiroiu, L. (2005). "Damage assessment of the 2003 Bam, Iran, earthquake using Ikonos imagery". *Earthquake Spectra*, 21(S1), pp. S219–S224.
- [Chiroiu et André, 2001] Chiroiu, L. et André, G. (2001). "Damage assessment using high resolution satellite imagery : application to 2001 Bhuj, India, Earthquake". In *Proceedings of the 7th National Conference on earthquake engineering : urban earthquake risk, Oakland USA : EERI*. Available online at : <http://www.riskworld.com/Nreports/2001/Bhuj,India,earthquake2001.PDF> (accessed on 19 August 2008).

- [Coggins et Jain, 1985] Coggins, J. et Jain, A. (1985). "A spatial filtering approach to texture analysis". *Pattern recognition letters*, 3(3), pp. 195–203.
- [Cook et al., 2001] Cook, M. ; Peterson, B. ; Dial, G. ; Gibson, L. ; Gerlach, F. ; Hutchins, K. ; Kudola, R. ; et Bowen, H. (2001). "IKONOS technical performance assessment". In *SPIE proceedings series of the Algorithms for multispectral, hyperspectral, and ultraspectral imagery VII conference, Orlando FL*, volume 4381, pages 94–108. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, Bellingham, WA, INTERNATIONAL (1988).
- [Coppin et al., 2004] Coppin, P. ; Jonckheere, I. ; Nackaerts, K. ; Muys, B. ; ; et Lambin, E. (2004). "Digital change detection methods in ecosystem monitoring : a review". *International Journal of Remote Sensing*, 25(9), pp. 1565–1596.
- [Cord et Declercq, 2001] Cord, M. et Declercq, D. (2001). "Three-dimensional building detection and modeling using a statistical approach". *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(5), pp. 715–723.
- [Crammer et Singer, 2002] Crammer, K. et Singer, Y. (2002). "On the algorithmic implementation of multiclass kernel-based vector machines". *Journal of Machine Learning Research*, 2, pp. 265–292.
- [Dai et Khorram, 1997] Dai, X. et Khorram, S. (1997). "Development of a feature-based approach to automated image registration for multitemporal and multisensor remotely sensed imagery". In *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 1997*, volume 1, pages 243–245.
- [Dai et Khorram, 1998] Dai, X. et Khorram, S. (1998). "The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(5), pp. 1566–1577.
- [Deer, 1995] Deer, P. (1995). "Digital change detection techniques : Civilian and military applications". In *International Symposium for Spectral Sensing Research*.
- [Dell'Acqua et al., 2006] Dell'Acqua, F. ; Trianni, G. ; Gamba, P. ; et Houshmand, B. (2006). "Statistical analysis of SAR data to improve damage mapping at block scale". In *4th International Workshop on Remote Sensing for Disaster Response, Cambridge, UK*.
- [Dou et al., 2003] Dou, A. ; Zhang, J. ; et Tian, Y. (2003). "Retrieve seismic damages from remote sensing images by change detection algorithm". In *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2003*, volume 4, pages 2407–2409.
- [Eguchi et al., 2005] Eguchi, R. ; Huyck, C. ; et Adams, B. (2005). "An Urban Damage Scale based on Satellite and Airborne Imagery". In *Proceedings of the 3rd International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response, Chiba, Japan*.
- [Eguchi et al., 2003] Eguchi, R. ; Huyck, C. ; Adams, B. ; Mansouri, B. ; Houshmand, B. ; et Shinozuka, M. (2003). "Resilient disaster response : Using remote sensing technologies for post-earthquake damage detection". *Research Progress and Accomplishments 2001-2003, Buffalo : MCEER*, pages 125–138. Available online at : <http://mceer.buffalo.edu/publications/resaccom/03-sp01/09eguchi.pdf> (accessed on 19 August 2008).
- [Ehlers et Fuller, 1991] Ehlers, M. et Fuller, M. (1991). "Region-based Matching For Image Integration In Remote Sensing Databases". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 1991*, volume 4, pages 2231–2234.
- [Fellah et al., 2003] Fellah, K. ; Stock, L. C. ; Axes, F. ; Bach, H. ; Ebel, U. ; Grabak, O. ; et Fraipont, P. D. (2003). "Towards an operational EO service for flood monitoring". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2003*, volume 2, pages 1299–1301.
- [Firouzabadi et Ramachandran, 2003] Firouzabadi, P. et Ramachandran, S. (2003). "Change information extraction through image processing techniques". *Proceedings SPIE*, 4886, pp. 528–533.

- [Flusser, 1992] Flusser, J. (1992). "An Adaptive Method for Image Registration". *Pattern Recognition*, 25(1), pp. 45–54.
- [Flusser et Suk, 1998] Flusser, J. et Suk, T. (1998). "Degraded Image Analysis : An Invariant Approach". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(6), pp. 590–603.
- [Fonseca et Costa, 1997] Fonseca, L. et Costa, M. (1997). "Automatic Registration of Satellite Images". In *Proceedings of the IEEE Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, volume 10, pages 219–226.
- [Friedland et al., 2007] Friedland, C. ; Adams, B. ; et Levitan, M. (2007). "Results of neighborhood level analysis of structural storm surge damage to residential structures". In *5th International Workshop on Remote Sensing Applications to Natural Hazards, Washington DC, USA*.
- [Gamba et al., 2007a] Gamba, P. ; Dell'Acqua, F. ; et Odasso, L. (2007a). "Object-oriented building damage analysis in VHR optical satellite images of the 2004 tsunami over Kalutara, Sri Lanka". In *Proceedings of the Urban Remote Sensing Joint Event, 2007*, pages 1–5.
- [Gamba et al., 2007b] Gamba, P. ; Dell'Acqua, F. ; et Trianni, G. (2007b). "Rapid damage detection in the Bam area using multitemporal SAR and exploiting ancillary data". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6), pp. 1582–1589.
- [Gamba et al., 2007c] Gamba, P. ; Dell'Acqua, F. ; Trianni, G. ; et Stasolla, M. (2007c). "GIS and Remote Sensing for Disaster Assessment in Urban Areas". In *Proceedings of the Urban Remote Sensing Joint Event, 2007*, pages 1–5.
- [Gevers et Smeulders, 1999] Gevers, T. et Smeulders, A. (1999). "Color-based object recognition". *Pattern Recognition*, 32(3), pp. 453–464.
- [Gianinetto et al., 2006] Gianinetto, M. ; Villa, P. ; et Lechi, G. (2006). "Postflood Damage Evaluation Using Landsat TM and ETM+ Data Integrated With DEM". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(1), pp. 236–243.
- [Girard et al., 1998] Girard, S. ; Guerin, P. ; Maitre, H. ; et Roux, M. (1998). "Building detection from high-resolution color images". *Proceedings of SPIE International Society for Optical Engineering, Image and Signal Processing for Remote Sensing IV Symposium, Barcelona, Spain*, 3500, pp. 278–289.
- [Goshtasby, 1985] Goshtasby, A. (1985). "Description and Discrimination of Planar Shapes Using Shape Matrices". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7(6), pp. 738–743.
- [Goshtasby, 1986] Goshtasby, A. (1986). "Piecewise linear mapping functions for image registration". *Pattern Recognition*, 19(6), pp. 459–466.
- [Goshtasby, 1987] Goshtasby, A. (1987). "Piecewise cubic mapping functions for image registration". *Pattern Recognition*, 20(5), pp. 525–533.
- [Goshtasby, 1988] Goshtasby, A. (1988). "Image registration by local approximation methods". *Image and Vision Computing*, 6(4), pp. 255–261.
- [Goshtasby et Stockman, 1985] Goshtasby, A. et Stockman, G. (1985). "Point Pattern Matching Using Convex Hull Edges". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 15, pp. 631–637.
- [Govindu et al., 1998] Govindu, V. ; Shekhar, C. ; et Chellappa, R. (1998). "Using geometric properties for correspondence-less image alignment". In *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 37–41.
- [Greidanus et al., 2005] Greidanus, H. ; Dekker, R. ; Caliz, J. ; et Rodrigues, A. (2005). "Tsunami damage assessment with satellite radar". In *URSI 2005 Commission F Symposium on Microwave Remote Sensing of the Earth, Oceans, Ice, and Atmosphere, Ispra, Italy*.

- [Greiwe et Ehlers, 2005] Greiwe, A. et Ehlers, M. (2005). "Combined Analysis of Hyperspectral and High resolution Image Data in an Object oriented Classification Approach". In *Proceedings of the 5th International Symposium Remote Sensing of Urban Areas (URS 2005), Tempe, AZ, USA (CD proceedings)*.
- [Grimson, 1982] Grimson, W. (1982). "A Computational Theory of Visual Surface Interpolation". *Royal Society of London Philosophical Transactions Series B*, 298, pp. 395–427.
- [Grove et Toenjes, 1997] Grove, S. et Toenjes, R. (1997). "A Knowledge Based Approach to Automatic Image Registration". In *Proceedings of the 1997 International Conference on Image Processing (ICIP '97)*, volume 3, page 228, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- [Gruen, 1998] Gruen, A. (1998). *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images (II)*. Birkhauser Boston.
- [Grünthal et al., 2001] Grünthal, G.; Musson, R.; Schwarz, J.; et Stucchi, M. (2001). *L'Echelle Macrosismique Européenne 1998*, volume 19. Cahiers du Centre Européen de Géodynamique et de Séismologie, Luxembourg.
- [Guermeur, 2007] Guermeur, Y. (2007). "SVM Multiclasses, Théorie et Applications". Habilitation à Diriger des Recherches, HAL - CCSD. Available online at : <http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00203086/en/> (accessed 19 August 2008).
- [Guindon, 1997] Guindon, B. (1997). "Computer-based aerial image understanding : A review and assessment of its application to planimetric information extraction from very high resolution satellite images". *Canadian Journal of Remote Sensing*, 23(1), pp. 38–47.
- [Guo et Yasuoka, 2002] Guo, T. et Yasuoka, Y. (2002). "Snake-based approach for building extraction from high-resolution satellite images and height data in urban areas". In *Proceedings of 23rd Asian Conference on Remote sensing*.
- [Gusella et al., 2005] Gusella, L.; Huyck, C.; Adams, B.; Cho, S.; et Chung, H. (2005). "Damage Assessment with Very-High Resolution Optical Imagery Following the December 26, 2003 Bam, Iran Earthquake". In *Proceedings of the 3rd International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response, Chiba, Japan*.
- [Habib et al., 2004] Habib, A.; Al-Ruzouq, R.; et Kim, C. (2004). "Semi-automatic registration and change detection using multi-source imagery with varying geometric and radiometric properties". In *Proceedings of the XXth ISPRS Congress, 12-23 July 2004 Istanbul, Turkey*, pages 445–450.
- [Haithcoat et al., 2001] Haithcoat, T.; Song, W.; et Hipple, J. (2001). "Building footprint extraction and 3-D reconstruction from LIDAR data". In *IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, pages 74–78.
- [Haralick et al., 1973] Haralick, R.; Shanrnan, K.; et Dinstein, I. (1973). "Textural features for image classification". *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, SMC-3(6), pp. 610–621.
- [Haverkamp, 2004] Haverkamp, D. (2004). "Automatic Building Extraction from Ikonos Imagery". In *Proceedings of the ASPRS 2004, Annual Conference*.
- [Haverkamp et Poulsen, 2003] Haverkamp, D. et Poulsen, R. (2003). "Change detection using Ikonos imagery". In *Proceedings of the ASPRS 2003, Annual Conference and Technology exhibition, Anchorage, Alaska*.
- [Hisada et al., 2005] Hisada, Y.; Shibayama, A.; et Ghayamghamian, M. R. (2005). "Building damage and seismic intensity in Bam City from the 2003 Iran, Bam, Earthquake". *Bulletin of the Earthquake Research Institute, University of Tokyo*, 79(3/4), pp. 81–93.
- [Holm, 1991] Holm, M. (1991). "Towards Automatic Rectification Of Satellite Images Using Feature Based Matching". *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1991*, 4, pp. 2439–2442.

- [Hotelling, 1936] Hotelling, H. (1936). "Relations between two sets of variates". *Biometrika*, 28, pp. 321–377.
- [Hsieh et al., 1996] Hsieh, J.-W. ; Liao, H.-Y. M. ; Fan, K.-C. ; et Ko, M.-T. (1996). "A Fast Algorithm for Image Registration without Predetermining Correspondences". In *Proceedings of the 1996 International Conference on Pattern Recognition (ICPR '96)*, volume I, page 765, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- [Hsieh et al., 1992] Hsieh, Y. ; McKeown, D. ; et Perlant, F. (1992). "Performance Evaluation of Scene Registration and Stereo Matching for Artographic Feature Extraction". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2), pp. 214–238.
- [Hsu et Lin, 2002] Hsu, C.-W. et Lin, C.-J. (2002). "A comparison of methods for multi-class support vector machines". *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(2), pp. 415–425.
- [Huyck et al., 2005] Huyck, C. ; Adams, B. ; Cho, S. ; Chung, H.-C. ; et Eguchi, R. (2005). "Towards rapid citywide damage mapping using neighborhood edge dissimilarities in very high-resolution optical satellite imagery – Application to the 2003 Bam, Iran, earthquake". *Earthquake Spectra*, 21(S1), pp. S255–S266.
- [Im et al., 2005] Im, J. ; Jensen, J. ; et Tullis, J. (2005). "Development of a remote sensing change detection system based on neighborhood correlation image analysis and intelligent knowledge-based systems". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2005*, volume 3, pages 2129–2132.
- [Inglada, 2002] Inglada, J. (2002). "Similarity measures for multisensor remote sensing images". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2002*, volume 1, pages 104–106.
- [Inglada et Giros, 2004a] Inglada, J. et Giros, A. (2004a). "On the possibility of automatic multi-sensor image registration". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(10), pp. 2104–2120.
- [Inglada et Giros, 2004b] Inglada, J. et Giros, A. (2004b). "On the real capabilities of remote sensing for disaster management-feedback from real cases". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2004*, volume 2, pages 1110–1112.
- [Inglada et Mercier, 2007] Inglada, J. et Mercier, G. (2007). "A new statistical similarity measure for change detection in multitemporal SAR images and its extension to multiscale change analysis". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45, pp. 1432–1445.
- [International-Charter, 2005] International-Charter (2005). "International Charter *Space and Major Disasters* 4th Annual Report – January-December 2004". Available online at : <http://www.disasterscharter.org/downloadable/> (accessed 19 August 2008).
- [International-Charter, 2007] International-Charter (2007). "International Charter *Space and Major Disasters*". Available online at : <http://www.disasterscharter.org/> (accessed 19 August 2008).
- [Jain et al., 2000] Jain, A. ; Duin, R. ; et Jianchang, M. (2000). "Statistical pattern recognition : a review". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1), pp. 4–37.
- [Jin et Davis, 2005] Jin, X. et Davis, C. (2005). "Automated building extraction from high-resolution satellite imagery in urban areas using structural, contextual, and spectral information". *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 14, pp. 2196–2206.
- [Joachims, 1999] Joachims, T. (1999). "Transductive Inference for Text Classification using Support Vector Machines". In *Proceedings of the Sixteenth International Conference on Machine Learning ICML'99*, pages 200–209, San Francisco, CA, USA. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [Karjalainen et al., 2003] Karjalainen, M. ; Hyyppa, J. ; et Devillairs, Y. (2003). "Urban change detection in the Helsinki metropolitan region using Radarsat-1 fine beam images". In *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*, pages 273–277.

- [Kauth et Thomas, 1976] Kauth, R. et Thomas, G. (1976). "The Tasseled Cap - a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat". In *Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, Purdue University, West Lafayette, Indiana*, pages 4B41–4B51.
- [Kim et al., 2004] Kim, T. ; Lim, Y.-J. ; Jeong, S. ; et Kim, K.-O. (2004). "Semi-automated Map Object Extraction From 1m Resolution Space Images". In *Proceedings of XXth ISPRS Congress, 12-23 July 2004 Istanbul, Turkey*, pages 581–586.
- [Kim et Muller, 1995] Kim, T. et Muller, J.-P. A. (1995). "Toward an automated building detection system from satellite data". In *Proceedings of SPIE International Society for Optical Engineering, Image and Signal Processing for Remote Sensing II*, volume 2579, pages 394–404.
- [Kohiyama et Yamazaki, 2005] Kohiyama, M. et Yamazaki, F. (2005). "Damage Detection for 2003 Bam, Iran, Earthquake Using Terra-ASTER Satellite Imagery". *Earthquake Spectra*, 21, pp. S267–S274.
- [Kosugi et al., 2004] Kosugi, Y. ; Sakamoto, M. ; Fukunishi, M. ; Lu, W. ; Doihara, T. ; et Kakumoto, S. (2004). "Urban change detection related to earthquakes using an adaptative nonlinear mapping of high-resolution images". *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 1(3), pp. 152–156.
- [Kouchi et al., 2006] Kouchi, K. ; Yamazaki, F. ; et Matsuoka, M. (2006). "Tsunami Damage Detection Using Moderate-resolution Satellite Imagery". In *Proceedings of the 2nd Asia Conference on Earthquake Engineering, CD-ROM, 11p*.
- [Lee et al., 2004] Lee, Y. ; Lin, Y. ; et Wahba, G. (2004). "Multicategory Support Vector Machines : Theory and Application to the Classification of Microarray Data and Satellite Radiance Data". *Journal of the American Statistical Association*, 99(465), pp. 67–81.
- [Lehmann, 1998] Lehmann, T. (1998). "A Two-Stage Algorithm for Model-Based Registration of Medical Images". In *ICPR '98 : Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition-Volume 1*, page 344, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- [Lewis et Gale, 1994] Lewis, D. et Gale, W. (1994). "A sequential algorithm for training text classifiers". In *Proceedings of SIGIR-94, 17th ACM International Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pages 3–12. Springer Verlag.
- [Li et al., 2002] Li, D. ; Sui, H. ; et Xiao, P. (2002). "Automatic change detection of geo-spatial data from imagery". In *Integrated System for Spatial Data Production, Custodian and Decision Support, (Xi'an, China), International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, volume 34.
- [Li et al., 1995] Li, H. ; Manjunath, B. ; et S.K.Mitra (1995). "A Contour-Based Approach to Multi-sensor Image Registration". *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(3), pp. 320–334.
- [Li et al., 1992] Li, S. ; Kittler, J. ; et Petrou, M. (1992). "Matching and Recognition of Road Networks from Aerial Images". In *Proceedings of the Second European Conference on Computer Vision ECCV'92, St Margherita, Italy*, pages 857–861.
- [Liao et al., 2005] Liao, M. ; Zhang, L. ; et Lin, H. (2005). "Change detection in multispectral imagery from multisensor". In *IEEE Proceedings of International Geoscience And Remote Sensing Symposium 2005*, volume 6, pages 3998–4001.
- [Libération, 2006] Libération (2006). "Israël punit le Liban pour enlèvements". *Libération du 13 juillet 2006*. Available online at : <http://www.liberation.fr/actualite/monde/193161.FR.php> (accessed 19 August 2008).
- [Likar et Pernuš, 1999] Likar, B. et Pernuš, F. (1999). "Automatic extraction of corresponding points for the registration of medical images". *Medical Physics*, 26, pp. 1678–1686.
- [Liu et al., 2005] Liu, Z. ; Wang, J. ; et Liu, W. (2005). "Building extraction from high resolution imagery based on multi-scale object oriented classification and probabilistic Hough transform".

- In *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 4, pages 2250–2253.
- [Lu et al., 2004] Lu, D. ; Mausel, P. ; Brondizio, E. ; et Moran, E. (2004). "Change detection techniques". *International Journal of Remote Sensing*, 25(12), pp. 2365–2407.
- [Lush, 2007] Lush (2007). "Lisp Universal Shell". Available online at : <http://lush.sourceforge.net/> (accessed 19 August 2008).
- [Magsud et al., 2005] Magsud, M. ; Oo, K. ; et Rajapaksha, J. (2005). "Tsunami Disaster Damage Detection and Assessment Using High Resolution Satellite Data, GIS and GPS - Case study in Sri Lanka". In *Proceedings of the Asian Conference on Remote Sensing 2005*.
- [Maître et Wu, 1987] Maître, H. et Wu, Y. (1987). "Improving dynamic programming to solve image registration". *Pattern Recognition*, 20(4), pp. 443–461.
- [Mallat, 1999] Mallat, S. (1999). *A wavelet tour of signal processing, second edition*. Academic Press.
- [Mansoury et al., 2007] Mansoury, B. ; Shinozuka, M. ; et Nourjou, R. (2007). "SAR remote sensing for urban damage assessment for Tehran". In *5th International Workshop on Remote Sensing Applications to Natural Hazards, Washington DC, USA*.
- [Matheron, 1970] Matheron, G. (1970). "La Théorie des variables régionalisées et ses applications". *Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau, École des Mines de Paris*, 5.
- [Matsuoka et al., 2004] Matsuoka, M. ; Vu, T. ; et Yamazaki, F. (2004). "Automated damage detection and visualisation of the 2003 Bam, Iran earthquake using high-resolution satellite images". In *Proceeding of the Symposium on application of real-time information in disaster management, Japanese Society of Civil Engineers, Tokyo, Japan*, pages 75–82.
- [Mayer, 1999] Mayer, H. (1999). "Automatic object extraction from aerial imagery – A survey focusing on buildings". *Computer Vision and Image Understanding*, 74(2), pp. 138–149.
- [Mayunga et al., 2005] Mayunga, S. ; Zhang, Y. ; et Coleman, D. (2005). "Semi-Automatic Building Extraction utilizing Quickbird Imagery". In *Proceedings of the Joint Workshop of ISPRS and the German Association for Pattern Recognition, Object Extraction for 3D City Models, Road Databases and Traffic Monitoring, Vienna, Austria*.
- [Meinel et Neubert, 2004] Meinel, G. et Neubert, M. (2004). "A comparison of segmentation programs for high-resolution remote sensing data". In *Proceedings of the ISPRS 2004 annual conference, Istanbul, Turkey*, pages 1097–1102.
- [Mitomi et al., 2002] Mitomi, H. ; Matsuoka, M. ; Yamazaki, F. ; Taniguchi, H. ; et Ogawa, Y. (2002). "Determination of the areas with building damage due to the 1995 Kobe earthquake using Airborne MSS images". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2002*, volume 5, pages 2871–2873.
- [Mitomi et al., 2001] Mitomi, H. ; Saita, J. ; Matsuoka, M. ; et Yamazaki, F. (2001). "Automated damage detection of buildings from aerial television images of the 2001 Gujarat earthquake". In *IEEE Proceedings of International Geoscience And Remote Sensing Symposium 2001*, volume 1, pages 147–149.
- [Miura et al., 2005] Miura, H. ; Wijeyewickrema, A. ; et Inoue, S. (2005). "Evaluation of Tsunami Damage in the Eastern Part of Sri Lanka due to the 2004 Sumatra Earthquake Using High-Resolution Satellite Images". In *Proceedings of the 3rd International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response, Chiba, Japan*.
- [Miura et al., 2006] Miura, H. ; Yamazaki, F. ; et Matsuoka, M. (2006). "Building damage mapping of the 2006 Central Java, Indonesia earthquake using high-resolution satellite images". In *4th International Workshop on Remote Sensing for Disaster Response, Cambridge, UK*.
- [Moss et Hancock, 1997] Moss, S. et Hancock, E. (1997). "Multiple line-template matching with the EM algorithm". *Pattern Recognition Letters*, 18(11), pp. 1283–1292.

- [Müller et Zaum, 2005] Müller, S. et Zaum, D. (2005). "Robust Building Detection in Aerial Images". In *Proceedings of the Joint Workshop of ISPRS and the German Association for Pattern Recognition, Object Extraction for 3D City Models, Road Databases and Traffic Monitoring, Vienna, Austria*, volume 3, pages 143–148.
- [Nevatia et Babu, 1980] Nevatia, R. et Babu, K. (1980). "Linear feature extraction and description". *Computer Graphics and Image Processing*, 13, pp. 257–269.
- [Nielsen, 2007] Nielsen, A. (2007). "The Regularized Iteratively Reweighted MAD Method for Change Detection in Multi- and Hyperspectral Data". *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(2), pp. 463–478. Available online at : <http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/p.php?4695> (accessed 19 August 2008).
- [Nielsen et al., 1998] Nielsen, A. A.; Conradsen, K.; et Simpson, J. J. (1998). "Multivariate Alteration Detection (MAD) and MAF Postprocessing in Multispectral, Bitemporal Image Data : New Approaches to Change Detection Studies". *Remote Sensing of Environment*, 64(1), pp. 1–19. Available online at : <http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/p.php?1220> (accessed 19 August 2008).
- [Niemeyer et al., 2005] Niemeyer, I.; Nussbaum, S.; et Canty, M. (2005). "Automation of Change Detection Procedures for Nuclear Safeguards-Related Monitoring Purposes". In *Proceedings of the 31st International Symposium of Remote Sensing of Environment, Global Monitoring for Sustainability and Security, Saint Petersburg*.
- [Parker et al., 1983] Parker, J.; Kenyon, R. V.; et Troxel, D. E. (1983). "Comparison of Interpolating Methods for Image Resampling". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, MI-2(1), pp. 31–39.
- [Pesaresi, 2000] Pesaresi, M. (2000). "Texture Analysis for Urban Pattern Recognition Using Fine-resolution Panchromatic Satellite Imagery". *Geographical and Environmental Modelling*, 4(1), pp. 43–63.
- [Pesaresi et Benediktsson, 2001] Pesaresi, M. et Benediktsson, J. (2001). "A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(2), pp. 309–320.
- [Pesaresi et al., 2007] Pesaresi, M.; Gerhardinger, A.; et Kayitakire, F. (2007). "Monitoring settlement dynamics by anisotropic textural analysis of panchromatic VHR data". In *Proceedings of the Urban Remote Sensing Joint Event, 2007*, pages 1–11.
- [Pisano, 2006] Pisano, F. (2006). "The Role of Satellite observation in the Lebanese Crisis". *Diva International*, (27). available online at : <http://www.divainternational.ch/spip.php?article123> (accessed 19 August 2008).
- [Platt, 1999] Platt, J. (1999). "Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods". In *Advances in Large Margin Classifiers*, pages 61–74.
- [Plaza et al., 2004] Plaza, A.; Martínez, P.; Pérez, R.; et Plaza, J. (2004). "A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3), pp. 650–663.
- [Porter et Canagarajah, 1997] Porter, R. et Canagarajah, N. (1997). "Robust rotation-invariant texture classification : wavelet, Gabor filter and GMRF based schemes". In *IEE Proceedings on Vision, Image and Signal Processing*, volume 144, pages 180–188.
- [Powell, 1992] Powell, M. (1992). "Tabulation of thin plate splines on a very fine two-dimensional grid". Technical Report DAMTP 1992/NA2, University of Cambridge, Cambridge, U.K.
- [Pratt, 1974] Pratt, W. (1974). "Correlation techniques of image registration". *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 10, pp. 353–358.
- [EM-DAT, 2007] EM-DAT (2007). "EM-DAT : the International Disaster Database". Available online at : <http://www.emdat.be/> (accessed 19 August 2008).

- [Radke et al., 2005] Radke, R. ; Andra, S. ; Al-Kofahi, O. ; et Roysam, B. (2005). "Image change detection algorithms : a systematic survey". *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(3), pp. 294–307.
- [Ranade et Rosenfeld, 1980] Ranade, S. et Rosenfeld, A. (1980). "Point Pattern Matching by Relaxation". *Pattern Recognition*, 12(1), pp. 269–275.
- [Ranchin et Wald, 2000] Ranchin, T. et Wald, L. (2000). "Fusion of high spatial and spectral resolution images : The ARSIS concept and its implementation". *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(1), pp. 49–61.
- [Rathje et Crawford, 2003] Rathje, E. et Crawford, M. (2003). "Earthquake damage identification using high-resolution satellite images from the 2003 Northern Algeria earthquake". In *Workshop on application of remote sensing for disaster response, Irvine, University of California*.
- [Rathje et al., 2005] Rathje, E. ; Kyu-Seok, W. ; Crawford, M. ; et Neuenschwander, A. (2005). "Earthquake damage identification using multi-temporal high-resolution optical satellite imagery". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2005*, volume 7, pages 5045–5048.
- [Rau et al., 2005] Rau, J. ; Chen, L.-C. ; Tseng, C. ; Wu, D.-H. ; et Xie, M.-H. (2005). "Disaster detection and damage estimation using satellite imagery and land-use information". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2005*, volume 5, pages 3607–3610.
- [Rosenblatt, 1962] Rosenblatt, F. (1962). *The Principles of Neurodynamics*. Spartan, New York.
- [Rosenfeld et Brug, 1977] Rosenfeld, A. et Brug, G. V. D. (1977). "Coarse-Fine Template Matching". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 7, pp. 104–107.
- [Rottensteiner et Briese, 2002] Rottensteiner, F. et Briese, C. (2002). "A New Method for Building Extraction in Urban Areas from High-Resolution LIDAR Data". In *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing - Proceedings of the Symposium ISPRS, Graz, 2002*, volume 34, pages A : 295–301.
- [Roux, 1996] Roux, M. (1996). "Automatic registration of SPOT images and digitized maps". In *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, volume 1, pages 625–628.
- [Rumelhart et al., 1986] Rumelhart, D. ; Hinton, G. ; et Williams, R. (1986). "Learning internal representations by error propagation". *Parallel distributed processing : explorations in the microstructure of cognition*, 1, pp. 318–362.
- [Saito et Spence, 2003] Saito, K. et Spence, R. (2003). "Rapid damage mapping for post-earthquake building damage assessment". In *Workshop on the application of remote sensing technologies to disaster response, The Martin centre for Architectural and Urban Studies, University of Cambridge*.
- [Saito et Spence, 2004] Saito, K. et Spence, R. (2004). "Application of Texture Analysis to High-Resolution Optical Satellite Images for Mapping Earthquake Building Damage Distribution - A Preliminary Assessment". In *Proceedings of the 2nd International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response, Newport Beach, California*.
- [Saito et al., 2005] Saito, K. ; Spence, R. ; et de C Foley, T. A. (2005). "Visual Damage Assessment Using High-Resolution Satellite Images Following the 2003 Bam, Iran, Earthquake". *Earthquake Spectra*, 21(S1), pp. S309–S318.
- [Sakamoto et al., 2004] Sakamoto, M. ; Takasago, Y. ; Uto, K. ; Kakumoto, S. ; Kosugi, Y. ; et Doihara, T. (2004). "Automatic detection of damaged area of Iran earthquake by high-resolution satellite imagery". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2004*, volume 2, pages 1418–1421.
- [Salton et Buckley, 1990] Salton, G. et Buckley, C. (1990). "Improving retrieval performance by relevance feedback". *Journal of the American Society for Information Science*, 41(4), pp. 288–297.

- [Sarabandi et al., 2004] Sarabandi, P. ; Yamazaki, F. ; Matsuoka, M. ; et Kiremidjian, A. (2004). "Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2004*, volume 6, pages 3744–3747.
- [Sarti et al., 2003] Sarti, F. ; Inglada, J. ; et Bessis, J. (2003). "The two emergencies of 'El Salvador' in the frame of the international Charter 'Space and Major Disasters'". In *IEEE Proceedings of Geoscience and Remote Sensing Symposium 2003*, volume 3, pages 1543–1545.
- [Scharstein et R.Szeliski, 2002] Scharstein, D. et R.Szeliski (2002). "A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms". *International Journal of Computer Vision*, 47(1-3), pp. 7–42.
- [Schohn et Cohn, 2000] Schohn, G. et Cohn, D. (2000). "Less is more : Active learning with support vector machines". In *Proceedings of the Seventemth International Conference on Machine Learning*, pages 839–846.
- [SCOR, 2004] SCOR (2004). "Rapport annuel 2004". Available online at : <http://www.scor.com/www/index.php?id=80> (accessed 19 August 2008).
- [Sertel et al., 2007] Sertel, E. ; Kaya, S. ; et Curran, P. (2007). "Use of Semivariograms to Identify Earthquake Damage in an Urban Area". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6), pp. 1590–1594.
- [Sester et al., 1998] Sester, M. ; Hild, H. ; et Fritsch, D. (1998). "Definition of ground-control features for image registration using GIS data". In *Proceedings of the Symposium on Object Recognition and Scene Classification from Multispectral and Multisensor Pixels CD-ROM*, volume 32, pages 537–543.
- [Shackelford et al., 2004] Shackelford, A. ; Davis, C. ; et Xiangyun, W. (2004). "Automated 2-D building footprint extraction from high-resolution satellite multispectral imagery". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2004*, volume 3, pages 1996–1999.
- [Shin et al., 1997] Shin, D. ; Pollard, J. ; et J.P.Muller (1997). "Accurate Geometric Correction of ATSR Images". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4), pp. 997–1006.
- [Singh, 1989] Singh, A. (1989). "Digital change detection techniques using remotely-sensed data". *International Journal of Remote Sensing*, 10(6), pp. 989–1003.
- [Stasolla et al., 2006] Stasolla, M. ; Gamba, P. ; Dell'Acqua, F. ; et Rathje, E. (2006). "Matching spectral with spatial analysis to improve building damage recognition in VHR images". In *4th International Workshop on Remote Sensing for Disaster Response, Cambridge, UK*.
- [Stockman et al., 1982] Stockman, G. C. ; Kopstein, S. ; et Bennet, S. (1982). "Matching images to models for registration and object detection via clustering". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-4(3), pp. 229–41.
- [S.Tong et Koller, 2001] S.Tong et Koller, D. (2001). "Support Vector Machine Active Learning with Applications to Text Classification". *Journal of Machine Learning Research*, 2, pp. 45–66.
- [Stramondo et al., 2006] Stramondo, S. ; Bignami, C. ; Chini, M. ; Pierdicca, N. ; et Tertulliani, A. (2006). "Satellite radar and optical remote sensing for earthquake damage detection : results from different case studies". *International Journal of Remote Sensing*, 27(20), pp. 4433–4447.
- [Takeuchi et Yasuoka, 2005] Takeuchi, W. et Yasuoka, Y. (2005). "Development of normalized vegetation, soil and water indices derived from satellite remote sensing data". *Journal of the Japan Society of Photogrammetry and Remote Sensing*, 43, pp. 7–19.
- [Taza et Suen, 1989] Taza, A. et Suen, C. (1989). "Discrimination of Planar Shapes Using Shape Matrices". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 19(5), pp. 1281–1289.
- [Thevenaz et Unser, 2000] Thevenaz, P. et Unser, M. (2000). "Optimization of mutual information for multiresolution image registration". *IEEE Transactions on Image Processing*, 9(12), pp. 2083–2099.

- [Thomas, 2006] Thomas, C. (2006). *Fusion d'images de résolutions spatiales différentes*. PhD thesis, Doctorat Informatique et Temps Réel, Robotique, Automatique, École Nationale Supérieure des Mines de Paris - CEP Centre Énergétique et Procédés, ENSMP.
- [Thönnessen et al., 2005] Thönnessen, U. ; Hofele, G. ; et Middelman, W. (2005). "Change detection in satellite images". In *Proceedings of the SPIE Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XIV*, volume 5809, pages 197–207.
- [Tian et al., 2003] Tian, J. ; Wang, J. ; et Shi, P. (2003). "Urban building boundary extraction from Ikonos imagery". In *Proceedings of the 25e Symposium canadien sur la télédétection, Montréal*.
- [Toll et al., 1980] Toll, D. ; Royal, J. ; et Davis, J. (1980). "Urban area up-date procedures using Landsat data". In *Proceedings of the Fall Technical Meeting of the American Society of Photogrammetry, Niagra Falls, Canada*, pages RS–E1–17.
- [Ton et Jain, 1989] Ton, J. et Jain, A. (1989). "Registering Landsat images by point matching". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(5), pp. 642–651.
- [UNOSAT, 2007] UNOSAT (2007). "United Nations Institute for Training and Research (UNITAR) Operational Satellite Applications Programme". Available online at : <http://unosat.web.cern.ch/> (accessed 19 August 2008).
- [Vanderbrug et Rosenfeld, 1977] Vanderbrug, G. et Rosenfeld, A. (1977). "Two-Stage Template Matching". *IEEE Transactions on Computers*, C-26(4), pp. 384–393.
- [Vapnik, 1995] Vapnik, N. (1995). *The nature of statistical learning theory*. Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA.
- [Vapnik, 1998] Vapnik, N. (1998). *Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA.
- [Vasileisky et al., 1998] Vasileisky, A. ; Zhukov, B. ; et Berger, M. (1998). "Automated image co-registration based on linear feature recognition". In *Proceedings of the 2nd Conference on Fusion of Earth Data, Sophia Antipolis, France*, pages 59–66.
- [Verdeil, 2006] Verdeil, E. (2006). "Reconstruire encore... Le bilan des destructions de la guerre de 2006 au Liban". Available online at : http://halshs.archives-ouvertes.fr/docs/00/09/64/66/PDF/Fabrique_Verdeil_cartes.pdf (accessed 19 August 2008).
- [Vu et al., 2004] Vu, T. ; Matsuoka, M. ; et Yamazaki, F. (2004). "Shadow Analysis in Assisting Damage Detection due to Earthquakes from QuickBird Imagery". In *Proceedings of the 20th Congress of International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, volume B7, pages 607–610.
- [Wang et al., 1983] Wang, C. ; Sun, H. ; Yada, S. ; et Rosenfeld, A. (1983). "Some experiments in relaxation image matching using corner features". *Pattern Recognition*, 16(2), pp. 167–182.
- [Wang et Chen, 1997] Wang, W.-H. et Chen, Y.-C. (1997). "Image registration by control points pairing using the invariant properties of line segments". *Pattern Recognition Letters*, 18(3), pp. 269–281.
- [Wang et al., 2005] Wang, Z. ; Ziou, D. ; Armenakis, C. ; Li, D. ; et Li, Q. (2005). "A comparative analysis of image fusion methods". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(6), pp. 1391–1402.
- [Weston et Watkins, 1998] Weston, J. et Watkins, C. (1998). "Multi-class Support Vector Machines". Technical report, Royal Holloway, University of London, Egham, UK.
- [Weydahl, 1991] Weydahl, D. (1991). "Change detection in SAR images". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 1991*, pages 1421–1424.
- [Wiemker et al., 1996] Wiemker, R. ; Rohr, K. ; Binder, L. ; Sprengel, R. ; et Stiehl, H. (1996). "Application of Elastic Registration to Imagery from Airborne Scanners". In *Proceedings of the XVIII*

Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing ,ISPRS'96, volume XXXI part B4, pages 949–954, Vienna.

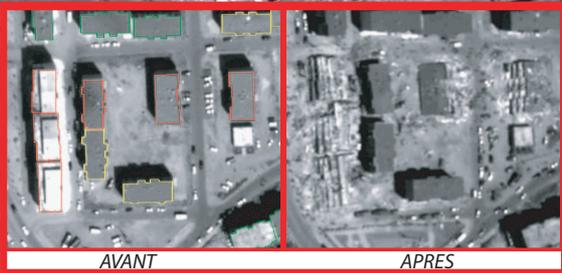
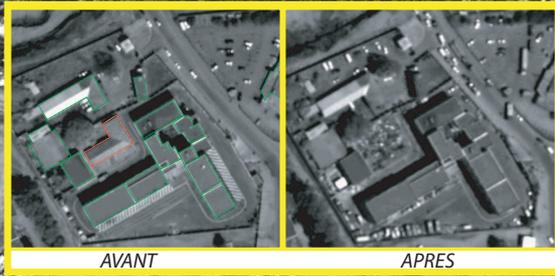
- [Xinjian et al., 2004] Xinjian, S. ; Jiahang, L. ; et Jingyuan, Y. (2004). "Extracting damaged building information from single remote sensing images of post-earthquake". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2004*, volume 7, pages 4496–4497.
- [Yamazaki et al., 2004] Yamazaki, F. ; Kouchi, K. ; Matsuoka, M. ; Kohiyama, M. ; et Muraoka, N. (2004). "Damage Detection from High-Resolution Satellite Images for the 2003 Boumerdes, Algeria Earthquake". In *13th World Conference on Earthquake Engineering, International Association for Earthquake Engineering, Vancouver, British Columbia, Canada*, page 13.
- [Yamazaki et al., 2005] Yamazaki, F. ; Yano, Y. ; et Matsuoka, M. (2005). "Visual Damage Interpretation of buildings in the Bam, Iran, earthquake". *Earthquake Spectra*, 21(S1), pp. S329–S336.
- [Yeend, 1997] Yeend, J. (1997). "Coastal natural hazards analysis of risk exposures". In *MTS/IEEE Conference Proceedings OCEANS '97*, volume 1, pages 208–212.
- [Yusuf et al., 2001] Yusuf, Y. ; Matsuoka, M. ; et Yamazaki, F. (2001). "Damage detection from Landsat-7 satellite images for the 2001 Gujarat, India earthquake". In *22nd Asian conference on remote sensing, Singapore*.
- [Zhang et al., 2005] Zhang, J. ; Wang, X. ; Chen, T. ; et Zhang, Y. (2005). "Change detection for the urban area based on multiple sensor information fusion". In *IEEE Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2005*, volume 1.
- [Zheng et Chellappa, 1992] Zheng, Q. et Chellappa, R. (1992). "A computational vision approach to image registration". In *Proceedings of the 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 193–197.
- [Zitová et Flusser, 2003] Zitová, B. et Flusser, J. (2003). "Image registration methods : a survey". *Image and vision computing*, 24, pp. 997–1000.
- [Zitová et al., 2002] Zitová, B. ; Flusser, J. ; et Sroubek, F. (2002). "Application of image processing for the conservation of the medieval mosaic". In *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, pages 993–996.

Annexe

Extraits d'images QuickBird utilisées pour les différents cas d'étude

- Boumerdès
- Bam
- Ryongchon
- Muzaffarabad
- Beyrouth

BOUMERDÈS

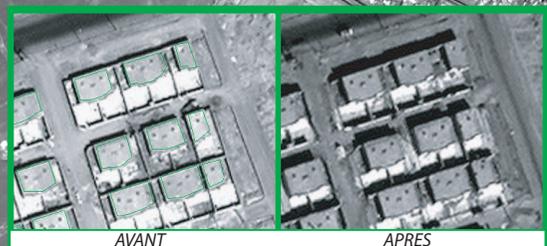


BAM



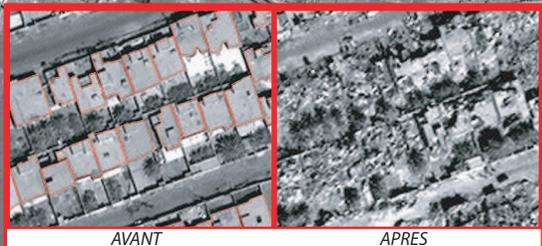
AVANT

APRES



AVANT

APRES

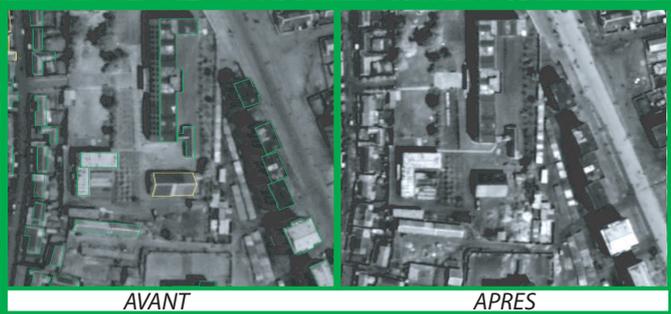


AVANT

APRES



RYONGCHON



MUZAFFARABAD



AVANT

APRES



AVANT

APRES

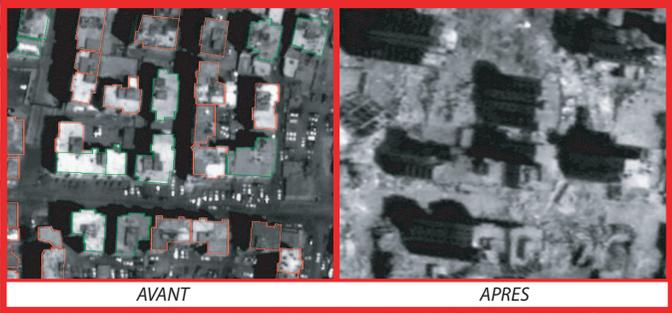


AVANT

APRES

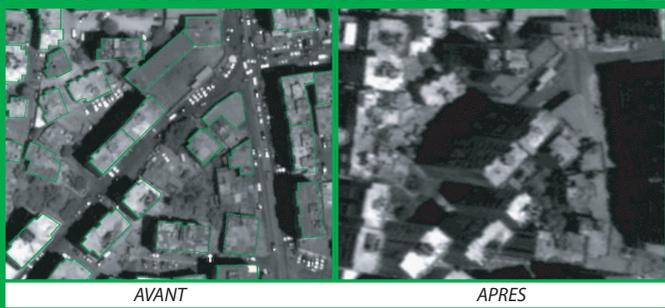


BEYROUTH



AVANT

APRES



AVANT

APRES

QUANTIFICATION DE DEGATS SUR LE BATI LIES AUX CATASTROPHES MAJEURES PAR IMAGES SATELLITE MULTIMODALES TRES HAUTE RESOLUTION

Résumé

Lors d'une catastrophe majeure, il est nécessaire de connaître rapidement l'importance des dégâts sur les bâtiments. Actuellement, cette quantification de dégâts se fait manuellement par comparaison visuelle d'images satellite. Les méthodes automatiques sont immatures ; leurs performances étant rarement évaluées, elles ne sont pas utilisées par les opérationnels.

Nous proposons un protocole standard d'évaluation des performances de méthodes de quantification de dégâts. Il s'appuie sur des bases de données de référence obtenues pour cinq cas de catastrophes variées. Celles-ci contiennent pour chaque bâtiment l'emprise de son toit dans chaque image, ainsi qu'un degré de dégâts. Le protocole permet de quantifier les performances d'une méthode et de confronter ses résultats à d'autres.

Disposant de ce protocole d'évaluation, nous proposons une méthode de quantification de dégâts à partir d'un couple d'images satellites panchromatiques de très haute résolution (THR) spatiale et d'un ensemble d'objets d'intérêt définis dans l'image de référence. La méthode développée doit pouvoir conduire à des résultats satisfaisants et reproductibles en utilisant des images de modalités différentes, et être automatisée au mieux. Les dégâts sur les bâtiments sont quantifiés par l'amplitude des changements sur leurs toits. Pour comparer ces derniers, ils doivent être alignés. Le recalage géométrique des données THR est un problème complexe non résolu ; une nouvelle méthode adaptée à notre problème est développée et évaluée. Elle aboutit à des résultats généralement satisfaisants pour notre application. Des indices de changements sont ensuite extraits. Deux coefficients de corrélation et des indices de texture obtenus par filtrage sont extraits, et un degré de dégâts est attribué à chacun des bâtiments par classification supervisée. L'impact des différences de modalité des images sur les performances de notre méthode est évalué. La méthode proposée est rapide, en grande partie généralisable et robuste à l'utilisation d'images THR de différentes résolutions ou issues de couples multicapteurs ; le paramètre influant est le B/H du couple.

Mots clés : détection de changements, détection de dégâts, image satellite, télédétection, très haute résolution spatiale, bâtiments, milieu urbain, évaluation de la qualité, recalage géométrique, classification, traitement de données

DAMAGE ASSESSMENT ON BUILDINGS DUE TO MAJOR DISASTERS USING VERY HIGH RESOLUTION SATELLITE MULTIMODAL IMAGES

Abstract

In a disaster aftermath, it is required to know rapidly the severity of the damage on buildings. Presently, this damage assessment is manually conducted through a visual comparison of satellite images. Automatic methods are immature; their performances being seldom quantified, they are not used by operational.

We propose a standard protocol to quantify the performances of the damage assessment methods. It is based on reference databases obtained from five various disaster cases. The protocol allows to quantify the performances of a method and to compare its results to other ones.

Having this assessment protocol, we propose a damage assessment method from a pair of panchromatic very high spatial resolution satellite images and a set of objects of interest defined in the reference image. The developed method has to lead to satisfying and reproducible results using images acquired with different modalities, and to be automated as much as possible. The damage on buildings are quantified from the amplitude of the changes on their roof. To compare the latter, they have to be registered. The geometric registration of very high resolution (VHR) images is an unsolved difficult problem; a new method that is adapted to our problem is developed and assessed. It generally leads to satisfying results for our application. Then change features are extracted. Two correlation coefficients and some textural features obtained by filtering are extracted, and a damage degree is attributed to each building through a supervised classification method. The impact of the differences in image modality on the performances of our method is assessed. The proposed method is fast, can be applied mostly generally, and is robust along with the use of VHR images with different spatial resolution or acquired with different sensors; the influential parameter is the B/H of the images pair.

Key words : change detection, damage detection, satellite image, teledetection, very high spatial resolution, buildings, urban area, quality assessment, geometric registration, classification, data processing

Laboratoire d'accueil : Centre Energétique et Procédés - Ecole des Mines de Paris
Sophia Antipolis : Rue Claude Daunesse - B.P. 207 - F-06904 Sophia Antipolis Cedex

Thèse présentée par : CHESNEL Anne-Lise **le :** 15 septembre 2008

Discipline : « Informatique Temps Réel, Robotique, Automatique » - Ecole des Mines de Paris
