B.2 Détection de changements par comparaison de couples stéréoscopiques

Franck Jung

Résumé

Le but de cette application est de détecter les changements d'une scène rurale à l'aide de couples d'images aériennes stéréoscopiques prises à plusieurs années d'intervalle. L'objectif de cette application est la mise à jour de bases de données. Le processus mis en place fournit, en sortie, un ensemble de zones ayant une forte probabilité de comporter des changements. Chacune de ces zones sera soumise à un opérateur humain. Celui-ci aura le choix de valider le changement proposé et de l'intégrer dans la base de données, ou bien de le rejeter. L'algorithme à concevoir devra extraire un nombre restreint de zones à analyser afin de diminuer le coût en temps d'investigation nécessaire à l'opérateur pour détecter les changements.

Les changements étudiés dans cet article concernent la classe bâti. Afin d'isoler les nouveaux bâtiments, l'algorithme mis en place procédera en deux étapes. La première, appelée *étape de focalisation* devra éliminer une grande partie de la scène sans perdre les véritables changements. Cette étape est réalisée à l'aide d'une comparaison de Modèles Numériques d'Elévation (MNE), calculés aux deux dates. Les MNE représentent une information d'élévation pour la scène considérée. Le calcul de MNE est effectué par un algorithme de mise en correspondance stéréoscopique. Cette étape nous fournit des zones de focalisation pouvant être décrites par quatre images : un couple stéréoscopique acquis à l'ancienne date et un couple stéréoscopique acquis à la nouvelle.

La seconde étape consiste à décider si la zone de focalisation calculée contient un changement ou non. Cette décision est prise en classant chaque image dans la classe bâti ou non-bâti. Cette classification est réalisée à l'aide d'un vote d'un nombre important d'arbres de décision construits par apprentissage. Compte tenu de la résolution relativement faible des images traitées (taille du pixel : 50 cm) et de leur bruit important (photographies panchromatiques scannées), le processus de décision ne recherchera pas un modèle très détaillé de bâtiment avant de prendre la décision. Ainsi, chaque nœud d'un arbre de décision cherchera la présence d'un graphe de primitives (contours) ayant une probabilité plus élevée d'être présent au sein de la classe bâti qu'au sein de la classe non-bâti. La décision finale est prise en comparant les résultats de la classification aux deux dates.

Contexte et objectifs

Le problème de la détection de changements dans les images aériennes a déjà été abordé suivant plusieurs approches. Elles ont été motivées par diverses applications ainsi que par les différentes données disponibles en entrée (bases de données, images...). Dans cet article, nous donnerons un état de l'art sommaire de la problématique de détection de changements. Puis, après avoir fixé les données utilisées en entrée de notre système et défini l'application visée, nous donnerons notre définition d'un changement. Finalement, les détails de notre approche seront exposés.

Comme dans [JENSEN 97], nous considérons principalement deux approches du problème de la détection de changements. La première approche recherche les changements pour une classe d'objets fixée. Dans ce cas, la stratégie se décompose souvent en deux étapes : un algorithme de comparaison est utilisé afin de délimiter des zones de focalisation qui seront ensuite examinées par un algorithme de classification. Cette approche peut être utilisée à partir du moment où l'on dispose d'une mesure invariante pour la famille d'objets dont on recherche les changements.

Cette approche est utilisée dans [JAMET 98]. Dans ces travaux, un modèle numérique d'élévation calculé à partir des images récentes est comparé à un MNE généré à l'aide de l'ancienne base de données. Cette comparaison permet ainsi d'exhiber les nouvelles constructions. La seconde approche considère l'ensemble des changements d'une scène simultanément. Cette approche est très ambitieuse car elle nécessite un algorithme de classification très performant pour l'ensemble des objets présents dans la scène. Une telle approche a notamment été utilisée pour la mise à jour de l'occupation du sol à partir d'images SPOT [HUET 96]. Cette stratégie a également été appliquée en imagerie aérienne avec un environnement très contrôlé (modèle 3-D de la scène). Ce modèle 3-D a été généré manuellement a une date donnée et est comparé aux nouvelles images. Dans [BEJANIN 94], [CHELLAPPA 94] et [HOOGS 94], une comparaison/mise en correspondance de primitives issues de modèles avec des primitives issues des images est réalisée.

Parmi les travaux n'entrant pas dans les deux catégories précédentes [JENSEN 97], citons les travaux de [SARKAR 98]. Sarkar & Boyer ont abordé le problème de la détection de changements dans un contexte de comparaison image/image. Leur approche consistait à détecter des différences de groupement ou d'organisation de primitives aux deux dates. Cette approche ne dépendait donc pas d'une classe d'objets particulière. Nous pouvons néanmoins affirmer que la stratégie choisie est dépendante de l'application visée, des données ainsi que des algorithmes de classification disponibles. Dans nos applications, nous utiliserons un couple stéréo à la date t1 et un couple stéréo à la date t2 ($t2 - t1 \approx 5$ à 10 ans). Nous supposerons connus les paramètres de calibration interne et externe des caméras. La taille du pixel-sol est de l'ordre de 50 cm et nous recherchons, comme dans [JAMET 97], les changements de la classe bâti.

Notre étude veillera à garder le nombre de sous-détections très faible. Comme dans [SARKAR 98], notre approche est complètement basée sur une comparaison image/image. Nous n'utiliserons pas de données externes telles qu'un modèle 3-D de la scène, une carte d'albédos ou un modèle d'illumination. Nous pouvons à présent définir les changements recherchés

dans notre application. « Nous appelons changement toute structure de bâtiment construite ou détruite dans une zone donnée. Les structures recherchées doivent être de taille significative. Les changements recherchés devront nécessairement avoir une superficie supérieure à 25 m² ou, de façon équivalente, compte tenu de notre résolution de travail, cent pixels (la taille du pixel sol est d'environ 45 cm dans nos applications) ». Nous cherchons donc un algorithme capable de mesurer la cohérence de deux couples stéréo sur une classe d'objets fixée : les bâtiments. Nous voulons, plus particulièrement, garder un contrôle sur le taux d'erreur à chaque étape de notre processus. Dans notre cas, nous étudierons la cohérence des objets de la classe bâti aux deux dates. Compte tenu de la relativement faible résolution de nos images et du rapport signal sur bruit médiocre, nous ne viserons pas une reconstruction 3-D complète des bâtiments présents dans notre scène. Cette tâche s'avère ambitieuse même pour un opérateur humain (figure B.2.1).

figure B.2.1

Exemple de bâtiments possédant plusieurs ambiguïtés locales. Compte tenu de la relative faible résolution et du rapport signal sur bruit médiocre, nous ne rechercherons pas de modèles 3-D très détaillés des bâtiments lors de notre étape de détection de changements.

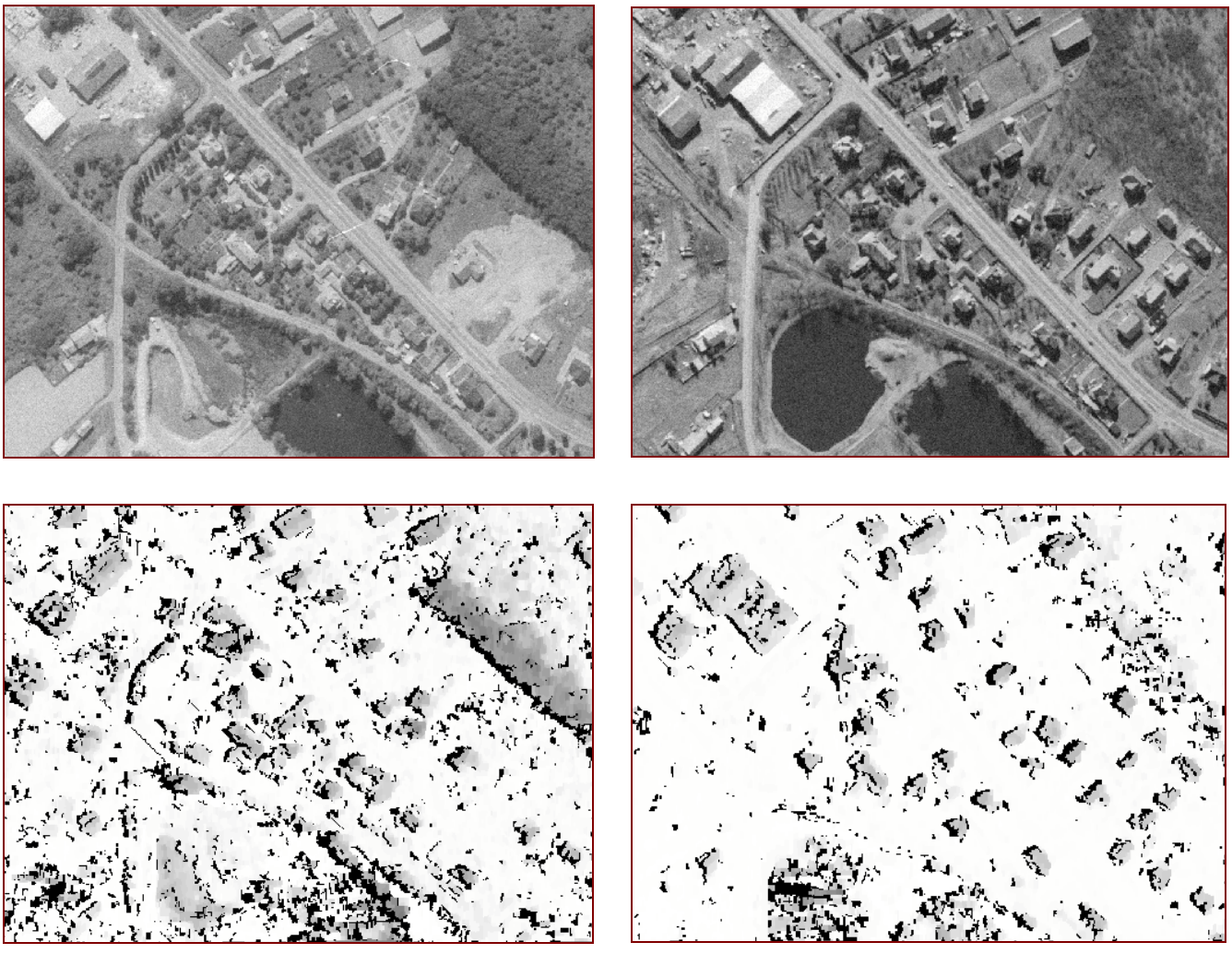

figure B.2.2 *: exemple de prises de vues d'une même scène à plusieurs années d'intervalle. Il est possible de constater des changements pour plusieurs classes d'objets (végétation, bâtiments, plans d'eau, etc). Chaque colonne représente une image à une date donnée associée à un modèle numérique d'élévation. Une zone noire représente une zone sur laquelle nous ne disposons pas d'informations. Pour le reste de l'image, plus une zone sera claire, plus sa hauteur sera faible.*

Notre approche peut avoir plusieurs applications possibles. La stratégie développée pourra servir d'outil lors d'une mise à jour semi-automatique d'une base de données. En effet, l'application sélectionne, dans une scène donnée, un ensemble réduit de régions contenant tous les changements. Ces régions pourront ensuite être soumises à un opérateur qui pourra ainsi sélectionner les objets à ajouter ou à modifier dans la base de données.

Afin d'être le plus exhaustif possible nous devrons mettre en place une stratégie permettant de détecter tous les changements pertinents même si le nombre de sur-détections reste élevé. Dans les sections suivantes, nous décrirons notre algorithme de focalisation basé sur une comparaison d'élévation inter-dates. Chaque zone de focalisation sera ensuite indexée à l'aide de notre algorithme de classification. Nous montrerons ensuite quelques résultats sur différentes scènes. Nous conclurons enfin et donnerons des pistes de recherches futures.

L'algorithme de focalisation

Le but de cette étape est d'éliminer de grandes parties de la scène à traiter sans oublier aucun véritable changement. Dans ce cadre, il est très difficile d'utiliser des informations radiométriques. En effet, toutes les structures (toits, routes, végétation, etc) sont sujettes à de nombreux changements radiométriques ne présentant aucun intérêt dans le cadre de la mise à jour de bases de données (figure B.2.3). Mentionnons également les problèmes liés aux ombres des objets 3-D qui peuvent être modifiées entre l'ancienne prise de vues et la nouvelle.

Une première manière d'appréhender le problème aurait consisté à calculer des cartes de profondeur intra-dates. Néanmoins, la corrélation entre images diachroniques est très difficile, compte tenu des nombreux changements radiométriques non pertinents dans notre contexte. Il nous aurait fallu construire un corrélateur dédié à cette tâche (permettant de gérer les inversions de contraste, etc).

Nous avons donc décidé de nous limiter à une simple comparaison d'élévation entre les deux dates. En effet, la profondeur (si elle est disponible) semble être le seul véritable invariant utilisable pour déterminer la présence d'un changement 3-D (figure B.2.2). Nous n'avons pas voulu développer un nouvel algorithme permettant de générer des MNE, nous avons préféré évaluer différents algorithmes existants et sélectionner celui qui semblait être le plus approprié pour notre application.

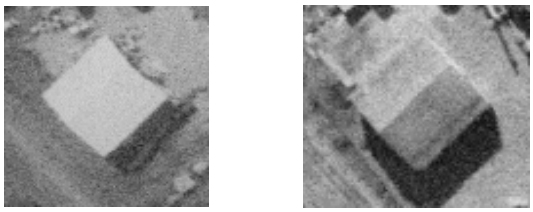

figure B.2.3

Exemple de changements radiométriques pour un même bâtiment.
L'image de gauche a été acquise cinq années avant l'image de droite

Nous avons donc étudié différents algorithmes de construction de Modèles Numériques d'Élévation [BAILLARD 97], [JAMET 98], [PAPARODITIS 98]. Ils permettent de générer des MNE robustes. Nous avons finalement sélectionné l'algorithme décrit dans [BAILLARD 97] et qui est basé sur une recherche de chemin de coût minimal le long d'une épipolaire. Le coût minimisé intègre des pénalités de discontinuité ainsi que des similarités radiométriques. Même si cet algorithme ne permet pas de reconstruire précisément les objets de la scène, nous observons tout de même des variations d'élévation significatives pour chaque bâtiment de la scène (figures B.2.2 et B.2.4).

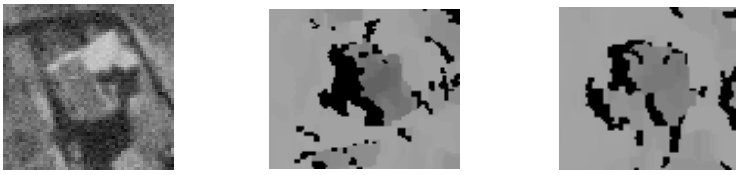

figure B.2.4

MNE calculés. Une zone noire représente une zone sur laquelle
nous ne disposons pas d'informations. Pour le reste de l'image, plus une zone sera claire plus sa hauteur sera faible.

Notre algorithme de focalisation est basé sur la comparaison d'élévations. Afin de comparer les différentes élévations, nous nous plaçons dans un référentiel cartographique commun. Les élévations sont comparées dans des petites zones carrées (typiquement de taille 4,5 m x 4,5 m).

Nous recherchons des bâtiments de hauteur significative $S_k = 4\ m$ au-dessus du sol. Cette hauteur est un paramètre qui est resté fixe pour l'ensemble de nos applications.

Nous avons retenu les régions susceptibles de contenir un changement suivant le critère suivant :

$$med\ (H_0) + S_h\ \ med\ (H_n)$$

H_0 (resp. H_1) représente la médiane de l'histogramme des élévations à l'ancienne date (resp. à la nouvelle date) dans une fenêtre de taille 10 x 10. Ainsi, notre critère est vérifié simplement si la médiane de l'histogramme de l'élévation à la nouvelle date est plus élevé de $S_h = 4\ m$ par rapport à l'histogramme de l'élévation à l'ancienne date.

La détection des bâtiments détruits pourra être réalisée en inversant formellement les dates d'acquisition des images. Compte tenu du nombre extrêmement faible de bâtiments détruits dans nos scènes traitées, nous n'avons pas réalisé ces expériences. Nous prenons ensuite les composantes connexes des régions de focalisations, nous obtenons ainsi des zones d'intérêt qui seront ensuite classées en zones contenant des changements et en zones sans changements (figure B.2.5).

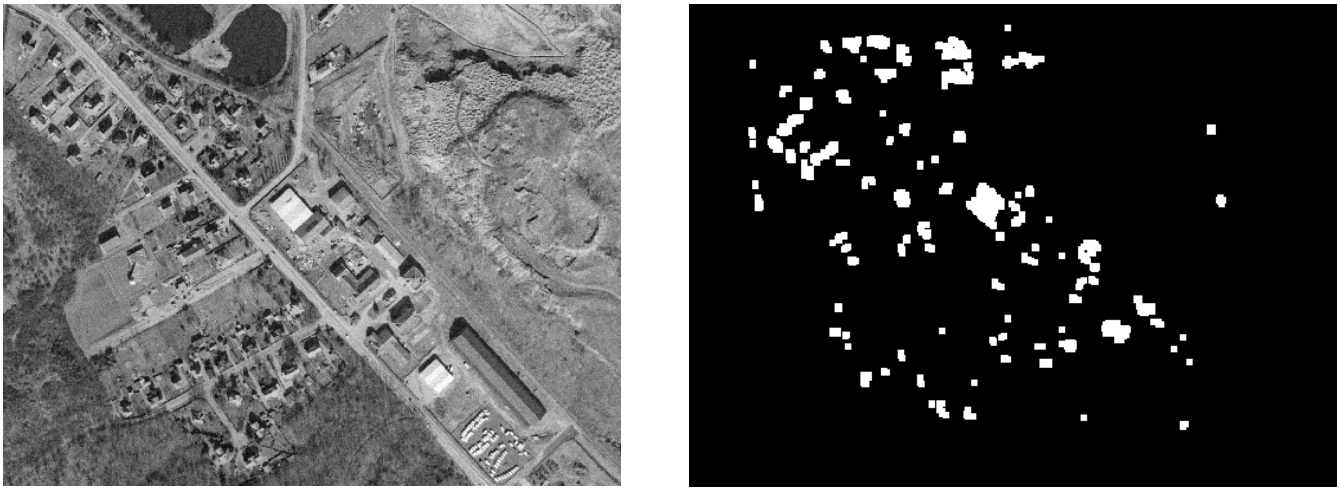

figure B.2.5

Résultats d'une comparaison de MNE. Chaque région de couleur blanche constitue une zone de focalisation.

À l'issue de cette étape, nous obtenons un ensemble de régions comportant 2/3 de sur-détections et 1/3 de changements pertinents. La plupart des sur-détections proviennent d'erreurs de localisation de l'algorithme de corrélation utilisé (le même bâtiment est présent aux deux dates) ou à la végétation (la végétation peut générer des profondeurs aléatoires).

Nous sommes, à présent, confrontés à un problème de classification classique. La figure B.2.6 montre un exemple de régions suite à l'étape de focalisation. La première colonne contient des sur-détections et la dernière colonne contient de véritables changements. Chaque zone de focalisation comporte un quadruplet d'images. Chaque image du quadruplet correspond à une re-projection de la zone de focalisation calculée dans le référentiel cartographique dans une de nos images initiales.

L'étape de focalisation nécessite principalement deux paramètres. Le premier paramètre représente une élévation minimale du bâtiment. Ce paramètre peut être déterminé en fonction des contraintes de l'application visée. Le second paramètre représente la taille de la fenêtre glissante utilisée pour la comparaison d'élévation.

Cette taille dépend également de l'application visée. Ainsi les deux paramètres de cette étape ont une interprétation physique claire et s'expriment en mètres. Dans nos expérimentations nous avons travaillé sur des zones de 2 km x 2 km. Nous avons noté quatre cents changements, environ. Le taux de sous-détection, pour cette étape était de l'ordre de 2%. Il sera toutefois nécessaire de réaliser des estimations complémentaires sur d'autres paysages afin de corroborer ces statistiques.

Chaque quadruplet correspond à une zone unique de focalisation. Pour chaque quadruplet, les deux images de gauche représentent l'ancien couple stéréo centré sur la région d'intérêt. Les deux images de droite représentent le couple stéréo à la nouvelle date. Les régions de focalisation de la colonne de gauche représentent des sur-détections. Les régions de focalisation de la colonne de droite représentent des vrais changements pertinents pour notre classe d'intérêt : les bâtiments.

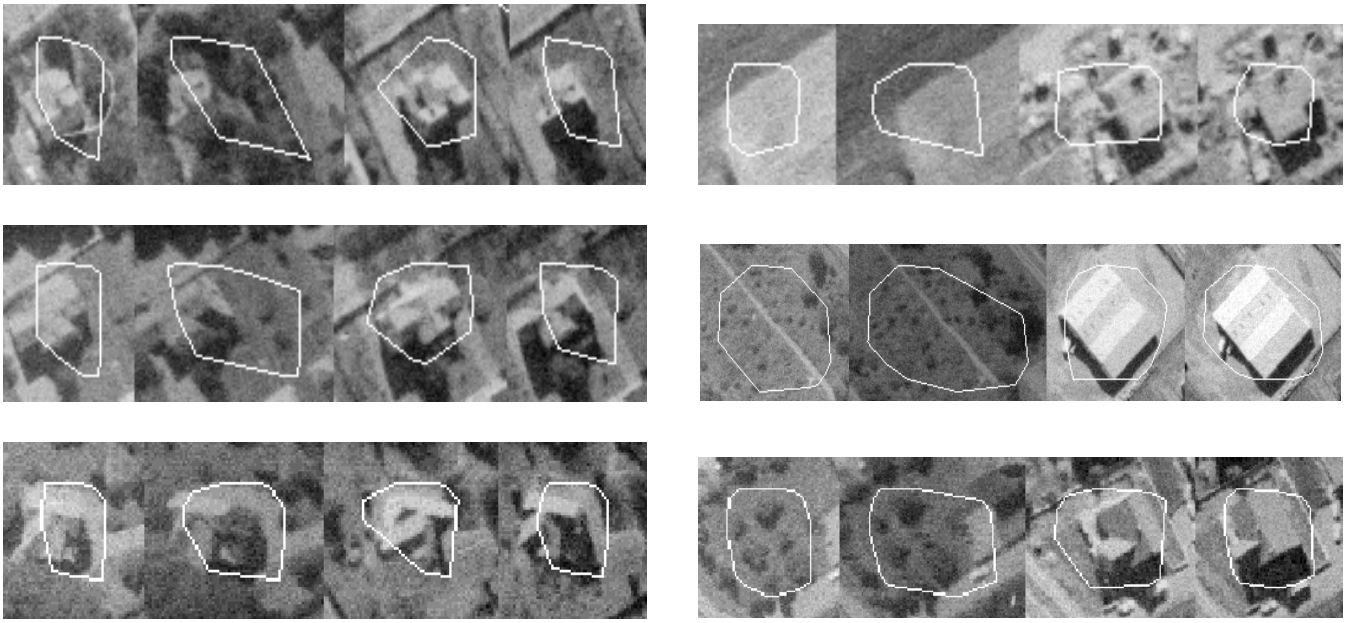

***figure B.2.6** : zones de focalisation*

L'algorithme de classification

À présent, nous allons classer chaque région de focalisation en deux classes : changement et non changement. Dans la première partie, nous allons décrire notre algorithme de détection de changement. Cet algorithme utilise une classification Bâti/ Non Bâti, qui sera décrit dans la seconde partie.

L'algorithme de détection de changement

Afin de soumettre un nombre restreint de zones de focalisation à un opérateur humain, nous utilisons un détecteur de bâtiment $\hat{Y}$.

Ce détecteur classera chacune des quatre images de la zone de focalisation dans la classe Bâti ($\hat{Y} = 1$) ou la classe non-bâti ($\hat{Y} = 0$). En effet, chaque zone de focalisation est décrite par le quadruplet (ω_1, ω_2, ω_3, ω_4). La paire (ω_1, ω_2) (resp. (ω_3, ω_4)) représente l'ancien (resp. le nouveau) couple stéréo centré sur la zone.

Une zone de focalisation sera classée comme zone de changement dès que les deux conditions suivantes seront vérifiées :

$$min\left(\hat{Y}(\omega_1), \hat{Y}(\omega_2)\right) = 0$$
$$max\left(\hat{Y}(\omega_3), \hat{Y}(\omega_4)\right) = 1.$$

Ainsi, une zone de focalisation sera soumise à un opérateur humain dès qu'une des anciennes images sera classée en non-bâti et une des nouvelles images sera classée en bâti. Nous allons, à présent, décrire l'algorithme de classification $\hat{Y}$.

Construction du détecteur $\hat{Y}$

Rappelons que l'étape de classification se justifie par le fait que nous sommes confrontés à un grand nombre de changements sans aucun intérêt pour notre problème (différentes ombres, radiométrie des toitures, etc). Enfin, compte tenu de la relativement faible résolution de nos images et du niveau de bruit élevé, il semble illusoire de tenter une reconstruction complète des bâtiments se trouvant dans nos régions de focalisation. Notons que, compte tenu de la résolution des images, il est même difficile d'entreprendre d'autres stratégies de mise en correspondance de primitives que les algorithmes de corrélation utilisés. Ainsi, nous allons procéder à une classification monoscopique de chacune des images de la zone d'intérêt.

L'ensemble de ces remarques nous conduisent à construire un algorithme $\hat{Y}$ qui combine plusieurs primitives locales dans une image afin de décider si cette image contient un bâtiment. Plus précisément, nous construisons un grand ensemble de graphes représentant des relations entre contours élémentaires dont la présence est plus probable dans des imagettes de bâtiments que pour les autres imagettes. La construction « manuelle » de ces graphes représente une tâche coûteuse ne donnant pas nécessairement d'indications sur la pertinence des choix réalisés. C'est pour cela que nous avons choisi de construire un algorithme basé sur un ensemble d'apprentissage. Nous essayons de trouver les graphes de contours en estimant les probabilités de présence sur un ensemble d'apprentissage.

La façon de construire ces graphes est basée sur les idées présentées dans l'article d'Amit and Geman [AMIT 97]. La première étape de notre algorithme consiste à réaliser un recodage de chaque image en une image de contours labellisée. Chaque label représente une direction de contours. Les contours sont calculés en utilisant un filtre invariant aux variations croissantes de niveaux de gris [JUNG 01]. La figure B.2.7 donne un exemple de bâtiment avec le recodage associé. Nous allons, à présent, rechercher des graphes de contours. L'algorithme de construction des graphes est identique à celui de [AMIT 97].

Nous construisons un arbre de décision à l'aide d'un ensemble d'apprentissage. À chaque nœud *s* de l'arbre est associé un graphe de relations spatiales entre contours. Des graphes relativement complexes sont construits par extension de graphes élémentaires [JUNG 01], voir figure B.2.8, en bas de page. Afin d'obtenir un ensemble très grand de graphes, nous construisons plusieurs arbres $\{T_1,\ldots,T_N\}$, chaque arbre essayant d'étendre des relations élémentaires différentes.

Pour une image ω à classer, chaque arbre T_i va voter pour une classe (Bâti ou Non-Bâti) en fonction de la feuille atteinte par l'image (figure B.2.8). La figure B.2.7 nous montre quelques exemples de questions (graphes de contours). Notons simplement que les graphes qui ont été appris sur notre ensemble d'apprentissage correspondent très souvent à des relations de parallélisme ou d'orthogonalité entre contours. Nous avons justifié dans [JUNG 01] pourquoi cette méthode de construction d'arbres nous permet d'éviter, dans une large mesure, les problèmes de sur-apprentissage. Dans nos applications, nous avons construit cent arbres avec un ensemble d'apprentissage de quatre cents bâtiments.

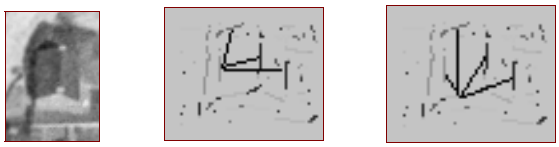

figure B.2.7

Exemples de graphes retenus par notre algorithme d'apprentissage. Le graphe de relations entre contours est en noir.

À chaque nœud de l'arbre est associé un graphe. Ce graphe a été sélectionné à l'aide d'un ensemble d'apprentissage. À chaque feuille de l'arbre sera associée une distribution empirique de nos deux classe (Bâti et Non-Bâti). À une imagette arrivant à un nœud s sera associé l'indice de la classe majoritaire de cette distribution. Pour un nœud interne de l'arbre, une imagette sera « envoyée » vers la droite lorsque le graphe de contours associé à *s* se trouve dans l'imagette. Ainsi, chaque arbre vote pour la classe bâti ou non-bâti. Nous additionnons l'ensemble des votes de tous les arbres. Finalement, nous associerons à l'imagette la classe recueillant la majorité des votes.

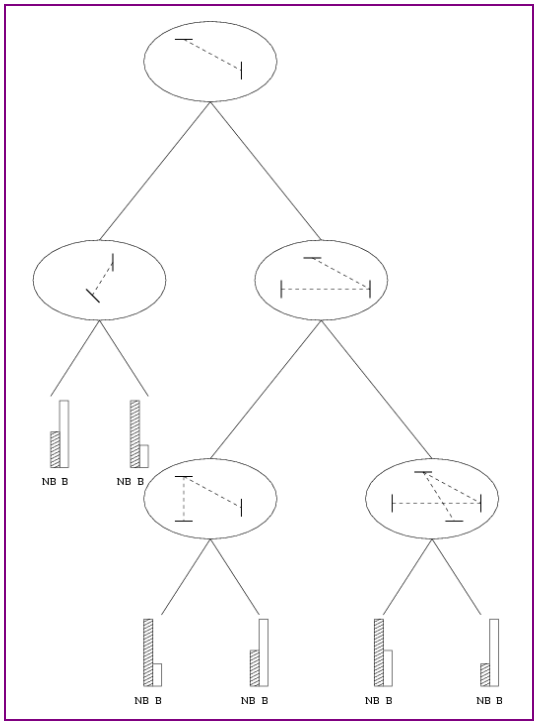

figure B.2.8 *: exemple d'arbre de décision*

Résultats

Suite à l'étape de classification (changement *vs* non changement), le taux de sous-détections se situe aux alentours de 10% et le nombre de sur-détections se situe aux alentours de 10 à 15%. L'utilisation de notre algorithme sur une scène est illustrée par la figure B.2.9, ci-dessous et la figure B.2.10, page suivante. Notre approche a été testée sur différentes scènes. Nous avons noté environ quatre cents changements. Afin de corroborer les taux d'erreur évoqués, il faudra réaliser des tests complémentaires sur différentes scènes. Des travaux de détection de changement à des résolutions plus fines devront également être abordés. L'algorithme décrit semble être bien adapté aux résolutions entre 40 cm et 1 m.

Temps d'exécution

L'ensemble de nos expérimentations a été réalisé sur un Pentium 500 MHz. La classification d'une image prend environ dix secondes pour cent arbres. L'algorithme de comparaison des élévations est rapide et prend environ vingt secondes pour une scène de 500 m x 500 m.

Conclusion et travaux futurs

Nous avons décrit notre algorithme de détection de nouveaux bâtiments à partir d'une comparaison d'images aériennes. La principale contrainte a été de garder le taux de sous-détection aussi faible que possible. Les taux d'erreur mis en évidence semblent encourageants.

Plusieurs améliorations peuvent être étudiées :

- un grand nombre des erreurs constatées est dû à des artéfacts des algorithmes de corrélation. L'utilisation de données laser semble être une piste intéressante permettant de pallier à ce problème ;
- l'utilisation d'une segmentation permettant d'isoler la végétation permettrait également de limiter le nombre de sur-détections. En effet, les zones contenant de la végétation sont difficiles, étant donné que les MNE ne sont que très peu fiables dans ces zones et que l'algorithme de classification prend en compte un grand nombre de contours aléatoires difficiles à éliminer par mise en correspondance de graphes ;
- la comparaison d'un temps opérateur de mise à jour-complètement manuel et le temps opérateur par notre système devra être effectuée. Une étude des informations à fournir à un opérateur humain par notre système reste encore à réaliser (une zone de focalisation par changement, une zone de focalisation pour plusieurs changements voisins, etc) ;
- l'amélioration du taux d'erreur pour des bases de données plus précises passera nécessairement par une modification de l'étape de classification. Il ne sera plus possible de se contenter que d'une classification bâti/non bâti, il faudra prendre en compte et comparer les différentes structures composant l'objet 3-D (pans de toits, lignes faîtières, etc.).

figure B.2.9

Résultat d'une détection de changements.
L'image de gauche (resp. de droite) montre la scène à la date t1 (resp. t2) avec t2 > t1.

figure B.2.10

Résultat d'une détection de changements.
Ici, le nombre de sur-détections resté élevé compte tenu de la présence de la végétation.

Références

[AMIT 97] Y. Amit and D. Geman : *Shape quantization and recognition with randomized trees,* in Neural Computation, 1997, vol. 9, pp. 1545-1548, 1997.

[BEJANIN 94] M. Bejanin, A. Huertas, G. Medioni and R. Nevatia : *Model Validation for Change Detection*, in Proceedings ARPA Image Understanding Workshop (Monterey , CA), Morgan Kaufmann, pp. 287-294, november 1994.

[CHEPPALLA 94] R. Chellappa, Q. Zheng, L.S. Davis, C.L. Lin, X. Zhang, C. Rodriguez, A. Rosenfeld and T. Moore : *Site-Model-Based Monitoring of Aerial Images,* in Proceedings ARPA Image Understanding Workshop, Monterey, CA (USA), Morgan Kaufmann , november 1994.

[HOOGS 94] A. Hoogs and R. Bajcsy : *Segmentation Characterization for change detection,* in Proceedings ARPA Image Understanding Workshop (Monterey , CA), Morgan Kaufmann, pp. 1555-1562, november 1994.

[JENSEN 97] J. Jensen : *Principles of change detection using digital remote sensor data,* Star, Estes, McGwire (Eds), Integration of Geographic Information Systems and Remote Sensing, Cambridge Univ Press, 1997.

[SARKAR 98] S. Sarkar and K.L. Boyer : *Quantitative Measures of Change Based on Feature Organization : Eigenvalues and Eigenvectors*, in Computer Vision and Image Understanding, vol. 71, n° 1, 1998.

Publications

[BAILLARD 97] C. Baillard : *Analyse d'images aériennes stéréoscopiques pour la restitution 3-D des milieux urbains*, thèse de doctorat de ENST, directeur de thèse : G. Stamon, spécialité : Signal et Images, laboratoire MATIS, IGN-SR-97-005/C-THE-CB, soutenue le 10 octobre 1997.

[JUNG 01] F. Jung : *Reconnaissance d'objets par focalisation et détection de changements,* thèse de doctorat de l'Ecole Polytechnique, directeur de thèse : Donald Geman, laboratoire MATIS, IGN-SR-01-007/C-THE-FJ, soutenue le 2 novembre 2001.

[HUET 96] C. Huet, M. Tonon, H. Le Men and O. Jamet : *Towards an automatic updating process for land-cover cartography using SPOT images interpretation,* The European Symposium on Satellite and Remote Sensing III, Taormina (I), laboratoire MATIS, IGN-SR-96-038/C-COM-CH, 1996.

[JAMET 98] O. Jamet : *Comparaison Vecteurs-Images pour la détection des changements des bâtiments d'une base de données topographiques,* thèse de doctorat de l'ENST, directeur de thèse : Henri Maître, laboratoire MATIS, IGN-SR-98-005/C-THE-OJ, soutenue le 11 décembre 1998.

[PAPARODITIS 98] N. Paparoditis, M. Cord, M. Jordan and J-P Cocquerez : *Building Detection and Reconstruction from Mid- and High-Resolution Aerial Imagery,* in Computer Vision and Image Understanding, vol. 72, n° 2, laboratoire MATIS.