

Détection de dommages et évaluation des dégâts du réseau routier après un séisme, en utilisant des images QuickBird haute résolution

■ Atena HAGHIGHATTALAB - Mohammad JAVAD VALADAN ZOEJ - Ali MOHAMMAZADEH, Mohammad TALEAI

La découverte de routes endommagées et l'estimation du niveau des dégâts sont cruciales lorsqu'il faut trouver les meilleurs itinéraires et coordonner des missions de sauvetage. Dans cette étude, une approche nouvelle est proposée pour la découverte automatique et l'estimation de routes endommagées dans les régions urbaines, en utilisant des cartes vecteur d'avant l'événement, et des images du satellite QuickBird pré et post événement. Plusieurs caractéristiques de la texture sont considérées, et un algorithme génétique est utilisé pour trouver les caractéristiques optimales de la texture. Par la suite, un algorithme de la classification supervisée est appliqué aux éléments des images de texture optimaux pour détecter des dégâts. Finalement, un système de logique floue adaptée (FIS) est proposé pour l'estimation des dégâts aux routes. La méthode proposée a été testée sur des images "pan-sharpened" de QuickBird et les résultats indiquent que 90% des routes ont été identifiées correctement lors de l'étape d'estimation des dégâts des routes. Les résultats obtenus montrent l'efficacité et l'exactitude de l'approche proposée.

MOTS-CLÉS
Réseau routier, logique floue, algorithme génétique, séismes, dégâts.

Introduction

Jusqu'à maintenant, différentes méthodes ont été développées pour détecter les dégâts des bâtiments dus aux tremblements de terre dans les régions urbaines, alors qu'il y a peu d'études existantes consacrées aux dégâts des routes. L'analyse des dégâts des bâtiments a été traitée par beaucoup de chercheurs (Saito et Spence, 2004, Turker et Cetinkaya, 2005, Turker et Emre, 2008). En général, les tremblements de terre désorganisent les réseaux de transport et interrompent les activités d'urgence subséquentes, telles que secours aux victimes, reconstruction, et missions de remise en état. Par conséquent, la détection des dégâts post tremblement de terre du réseau routier et l'évaluation du niveau de ces dégâts sont nécessaires. L'estimation du dégât des routes inclut les difficultés à définir, évaluer, et modéliser les variables impliquées et l'incertitude de cette détection des dégâts. Dans la présente étude, le premier but est aussi de détecter l'existence des dégâts, mais ensuite la

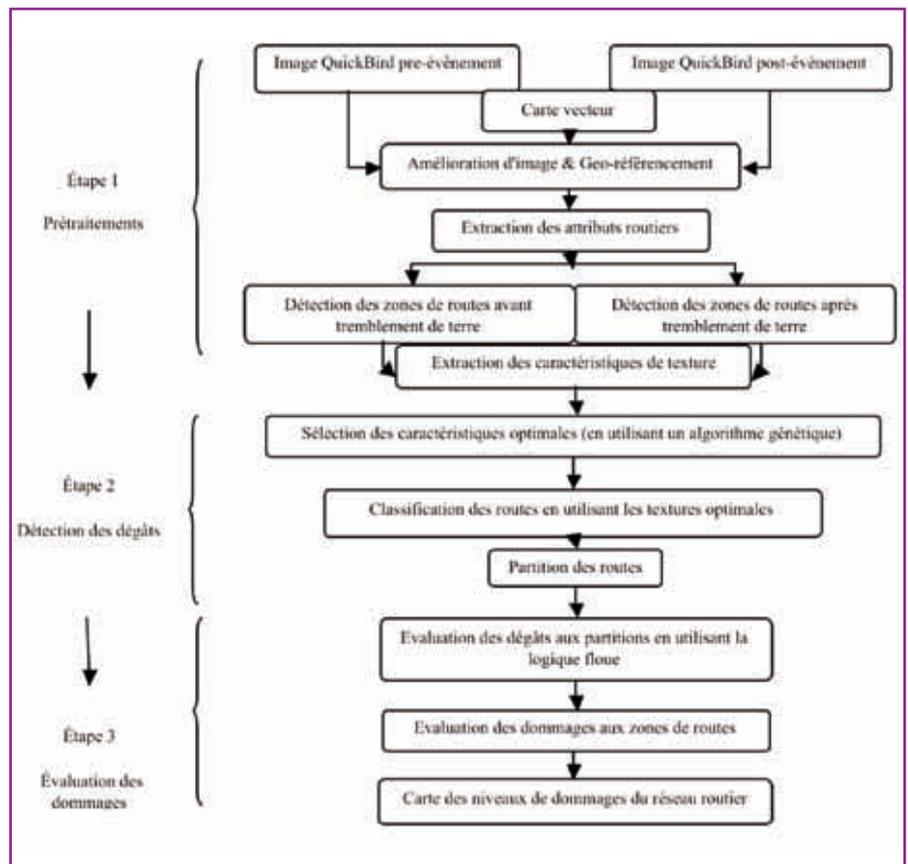


Figure 1. Le schéma des traitements adoptés.

► méthode proposée permet aussi d'estimer le niveau de ces dégâts.

Méthode proposée pour identifier les dégâts des routes et leur estimation

La figure 1 illustre le diagramme de l'approche proposée. La stratégie employée dans cette recherche inclut trois étapes principales (Figure 1).

■ Pré-traitement

Un ensemble d'algorithmes de pré-traitement, avec égalisation et adaptation de l'histogramme, a été exécuté avec le logiciel ENVI pour améliorer l'égalisation radiométrique des images. En outre, les images ont été géo-référencées avec des données géographiques vecteur numériques avec le logiciel ArcGIS (ESRI, USA).

■ Extraction de la couche du réseau routier de la carte vecteur

Après prétraitement, chaque section de route est extraite des images, sur la base du masque obtenu à partir des couches route de la base de données vecteur. Pour définir la région du masque, les propriétés des éléments de route, y compris les coordonnées, l'information topologique et les attributs ont été extraites des cartes vecteur (Figure 2).

Un segment élémentaire de route est composé des points d'extrémités et de sa largeur qui a été extraite de la carte vecteur. En recouvrant par la couche route chaque image satellite géo-référencée (images pré-événement et post événement), les axes de route ont été superposés sur les images. Le processus est ensuite basé sur les points d'extrémités et la largeur de chaque segment de route, ce qui donne un masque des pixels de non-route dans les images satellites. Ainsi, les régions de route possibles sont tracées et identifiées.

■ Détection des dégâts

L'approche proposée pour la détection des dégâts consiste en trois étapes : 1) l'extraction des objets, 2) la sélection des objets, et 3) la classification.

Extraction des objets

Dans la présente étude, le potentiel des caractéristiques de texture a été étudié pour extraire les dégâts à partir d'images satellites pré - et post événement. Les 18 caractéristiques de texture étaient comme suit : quatre moments caractéristiques (premier moment, deuxième moment, troisième moment, quatrième moment), 11 caractéristiques d'Haralick (corrélation, énergie, entropie, contraste, homogénéité, moment de la différence

inverse (IDM), tendance de groupe, dissemblance, moyenne, dissimilarité, et probabilité maximale) (Haralick, 1979), deux caractéristiques de Gabor (moyenne, emq) et le "NDVI" ont été étudiés et testés. La table 1 présente quelques-unes des caractéristiques de texture mentionnées, et leurs descriptions mathématiques. Ces caractéristiques ont été appliquées aux images d'entrée, et les différences entre les textures d'images post et pré-événement ont été produites. Par la suite, un algorithme de type génétique adaptatif GA a été développé pour trouver l'ensemble optimal de caractéristiques de texture adaptées à la mise en évidence des dégâts.

L'algorithme génétique adaptatif de sélection de caractéristiques développé

Dans cette section, une technique d'optimisation basée sur les caractéristiques est présentée pour l'extraction des traits représentatifs d'une classification. La figure 3 illustre l'organigramme de la technique d'optimisation proposée.

Chaque chromosome est représentatif d'un vecteur de caractéristiques de la texture, et chaque gène correspond à un trait spécifique, avec une valeur de "0" ou "1", qui représente

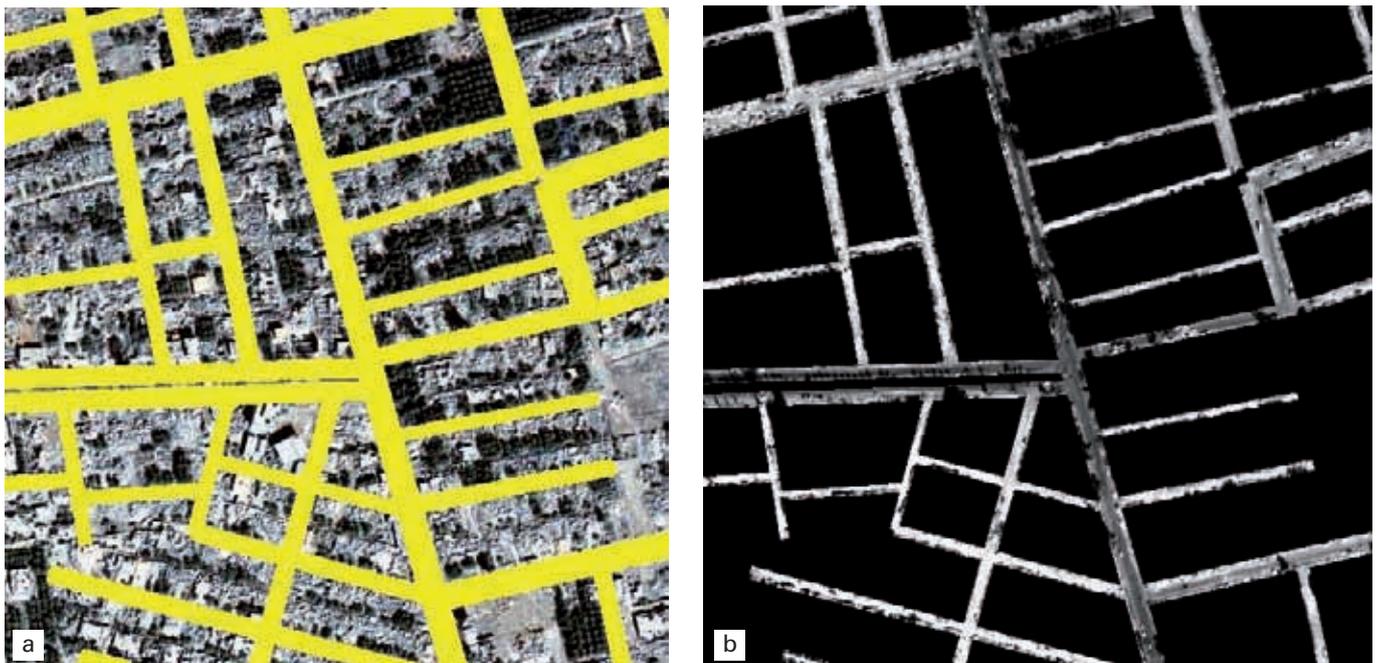


Figure 2. Extraction des zones de routes des images satellites post événement, a) carte vecteur superposée sur l'image satellite, b) masquage des régions hors routes, et extraction des zones de route.



Type	Nom des descripteurs	Equation
Moment	Premiers moments	$I = \frac{\sum_{i=0}^n I(i)}{n}$
	Seconds moments	$\mu_2 = \frac{\sum_{i,j=0}^n (I(i,j) - \mu)^2}{n-1}$
Haralick	Entropie	$-\sum_i \sum_j P[i,j] \log P[i,j]$
	Contraste	$\sum_i \sum_j (i-j)^2 P[i,j]$
	Homogénéité	$\sum_i \sum_j \frac{P[i,j]}{1+ i-j }$
	Probabilité Maximum	$\text{Max}_{i,j} (P[i,j])$
	IDM	$\sum_i \sum_j \frac{P[i,j]}{(i-j)^k} \quad i \neq j$
	Tendance de groupe	$\sum_i \sum_j (i+j-2\mu)^k P[i,j]$
	Corrélation	$\sum_i \sum_j \frac{(i-\mu)(j-\mu)P[i,j]}{\sigma^2}$
Gabor	Gabor	$g(x,y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y}\right) e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi jwx}$

Table 1. Quelques caractéristiques de texture utilisées pour l'extraction.

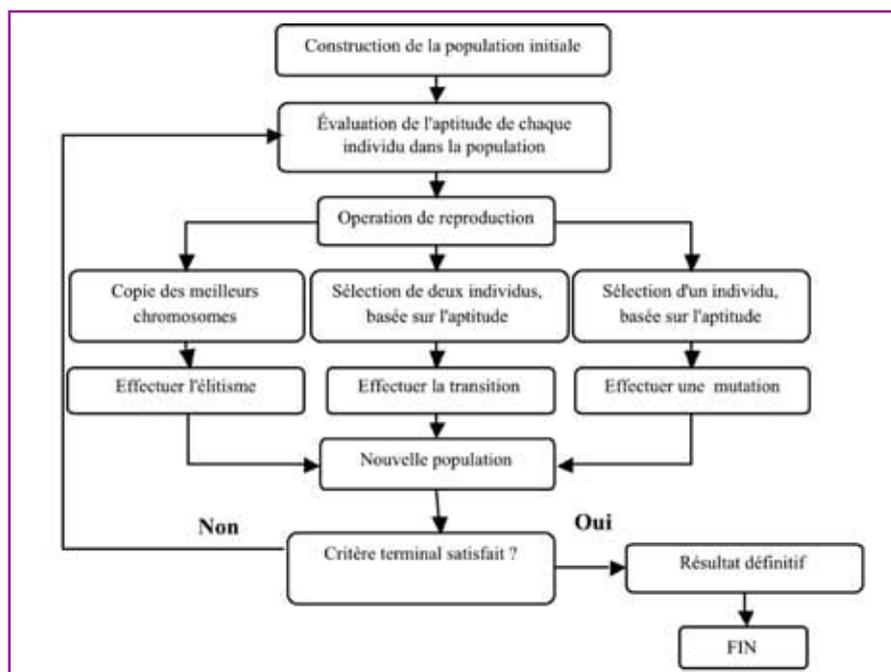


Figure 3. Organigramme de la technique d'optimisation de texture basée sur un algorithme génétique.

respectivement l'absence ou la présence du trait correspondant dans le vecteur. Dans notre recherche, la fonction d'aptitude est basée sur la performance du chromosome en termes de classification. Pour accomplir une valeur d'aptitude minimum, l'exactitude totale a besoin d'être maximisée. Pour chaque chromosome, celle-ci est calculée à partir du résultat de la classification basé sur les caractéristiques de texture qui construisent le chromosome. L'algorithme commence avec une population initiale d'une dimension donnée et calcule son aptitude. Il crée alors une nouvelle génération d'individus en appliquant les opérateurs génétiques à la population antérieure. D'après la théorie de l'évolution de Darwin, les meilleurs chromosomes doivent survivre et créer la nouvelle génération. Pour produire sélectivement la population servant à déterminer la prochaine génération, il doit y avoir une procédure de sélection aléatoire partielle biaisée par l'aptitude. Ici, cela est effectué en utilisant un tirage de type roulette (Zhong et al, 2005). Dans ce type de sélection, les individus ont une probabilité d'être sélectionnés qui est directement proportionnelle à leur aptitude. Dans l'étape de la reproduction, un croisement à deux points est employé pour déterminer la descendance. Celle-ci est alors évaluée et ajoutée à la population. Ensuite, un tirage aléatoire gaussien sélectionne le chromosome qui subit une mutation. Dans une démarche élitiste, au moins une des meilleures solutions est conservée dans la nouvelle population pour prévenir la perte de bonnes solutions.

L'algorithme est répété jusqu'à ce qu'un des critères de la terminaison suivants soit atteint et le chromosome d'élite est considéré comme solution optimale si :

- 1) on a atteint le nombre maximal de la génération (G) ou
- 2) les changements de la solution d'élite après un certain nombre de générations sont petits

1.2.3 Classification des zones de routes

Après avoir sélectionné les meilleures caractéristiques, chaque image



élémentaire peut être classée en utilisant une classification MLL (Maximum Likelihood) supervisée.

■ Évaluation des dommages

Après avoir divisé chaque zone de route en plusieurs zones de sous-routes, un algorithme d'estimation des dégâts a été développé pour obtenir un niveau de dégâts pour chaque partition de route.

Partition

Les segments de route sont divisés en plus petites partitions, permettant une analyse plus précise.

■ Évaluation des dommages sur les partitions en utilisant le Système d'inférence flou (FIS) développé

Les régions de route issues des données satellites post événement sont pas seulement composées d'objets endommagés ou en bon état, mais aussi de quelques objets gênants, tels qu'ombres et voitures qui créent des problèmes pour l'estimation des dégâts. Dans cette recherche, un système flou est proposé afin d'évaluer le degré de dégâts d'une section de route en considérant les objets susmentionnés. La figure 4 présente le diagramme du système flou proposé. Les variables d'entrée du système flou sont comme suit: 1) R-Route, 2) R-Dégât de bâtiment, 3) R-Arbre, 4) R-Ombre, et 5) R-Voiture.

Pour une section de route donnée, chaque paramètre représente le rapport du nombre de pixels correspondants à une classe, au nombre total de pixels. Ces paramètres sont utilisés comme entrées aux fonctions d'appartenance floues. Pour chaque type d'objet, trois fonctions d'appartenance sont définies. Par exemple, l'appartenance floue concerne {ombre faible, ombre moyenne, et ombre forte}, et le paramètre R-Ombre considérée est sa valeur entrée. Les fonctions d'appartenance floues semblables peuvent être définies pour Route, Dégât du bâtiment, Voiture, et Arbre en utilisant leurs entrées correspondantes. Dans l'étape de désambiguïsation, quatre fonctions d'appartenance floues sont définies {route non endommagée, un peu

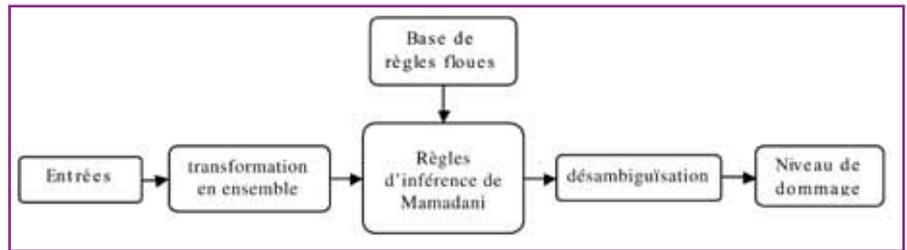


Figure 4. Diagramme bloc du système flou proposé pour l'estimation des dégâts des routes.

endommagée, modérément endommagée, ou très endommagée}.

La fonction d'appartenance "En bon état" de la route indique qu'il n'y a aucune possibilité de trouver des dégâts dans une section de route. Une route "peu endommagée", "dégâts modérés", et finalement, "très endommagée" signifie une possibilité faible, modérée ou forte de trouver des dégâts dans une section de route spécifique. Basées sur la connaissance humaine, les règles floues "IF THEN" sont établies. Par exemple, si une portion importante d'une zone de route est couverte par les arbres et les ombres, alors cette partition de route peut être considérée non endommagée. Donc, la règle floue correspondante IF THEN est comme suit : IF (R-Tree is High) & (R-Shadow is High) THEN (Damage level is 'Un Damaged'). De la même façon, 36 règles supplémentaires sont construites pour importer la connaissance de l'utilisateur dans le système de logique floue.

Évaluation des dégâts de sections de route à partir de conditions définies

L'évaluation du niveau de dégât des sections de routes a été exécutée avec

un ensemble de conditions et une analyse statistique. L'entrée d'analyse statistique pour déterminer le niveau de dégâts pour chaque zone de route est fournie par l'ensemble flou de chaque partition de route. Basé sur les résultats expérimentaux, un ensemble de conditions a été considéré pour déterminer si chacune des régions de route était non endommagée, un peu endommagée, modérément endommagée, ou très endommagée. Donc, la production du processus de l'évaluation de dégâts tombe dans un de ces quatre niveaux de dégâts.

Résultats expérimentaux

Cette recherche a été appliquée aux deux images du satellite haute résolution QuickBird "pan-sharpened" pré et post événement, et les cartes numériques vecteur à l'échelle du 1:2000 ont été utilisées pour extraire les attributs des routes dans un SIG. La région de l'étude était Bam, une ville localisée au sud-ouest de l'Iran, où un tremblement de terre dévastateur a eu lieu en décembre 2003. L'image pré-événement a été acquise le 30 septembre



Figure 5. Images satellites QuickBird "Pan sharpened" haute résolution. a) Pré-événement b) Post-événement



2003, et l'image post événement le 3 janvier 2004. Les deux sont montrées en figure 5. Après prétraitement des images, les pixels de routes possibles ont été identifiés avec les masques d'information dérivés des routes dans le SIG. De plus, les informations additionnelles de l'élément de route, tel que largeur de route, et points de début et de fin des sections de route, ont été déduites du SIG et ont été fournies à l'algorithme proposé comme connaissance antérieure. 18 caractéristiques différentes de la texture ont été utilisées dans la méthode proposée pour trouver les caractéristiques optimales de la texture.

Une dimension de 30 chromosomes a été choisie pour la population. Chaque chromosome a 18 gènes, avec chacun des gènes qui représente un trait de la texture. La Table 2 montre un exemple de chromosome utilisé dans l'algorithme génétique développé.

Entropie	1
Energie	1
Contraste	0
Homogénéité	0
Probabilité Maximum	0
IDM	1
Somme Moyenne	0
Variance	1
Tendance de groupe	0
Corrélation	1
Dissimilarité	1
Moyenne Gabor	0
Emq Gabor	1
NDVI	0
Premiers Moments	1
Seconds Moments	1
Troisièmes Moments	1
Quatrièmes Moments	0

Table 2. Un chromosome exemple utilisé dans l'algorithme génétique.

Un opérateur de mutation gaussienne a été employé pour éviter de voir tomber toutes les solutions de la population dans un optimum local du problème résolu. L'itération a été terminée quand un des critères suivants était satisfait :

- a) si le nombre de génération a atteint un nombre maximal, 1000, ou
- b) si la solution de l'élite n'avait pas changé pour un certain nombre de générations, 400.

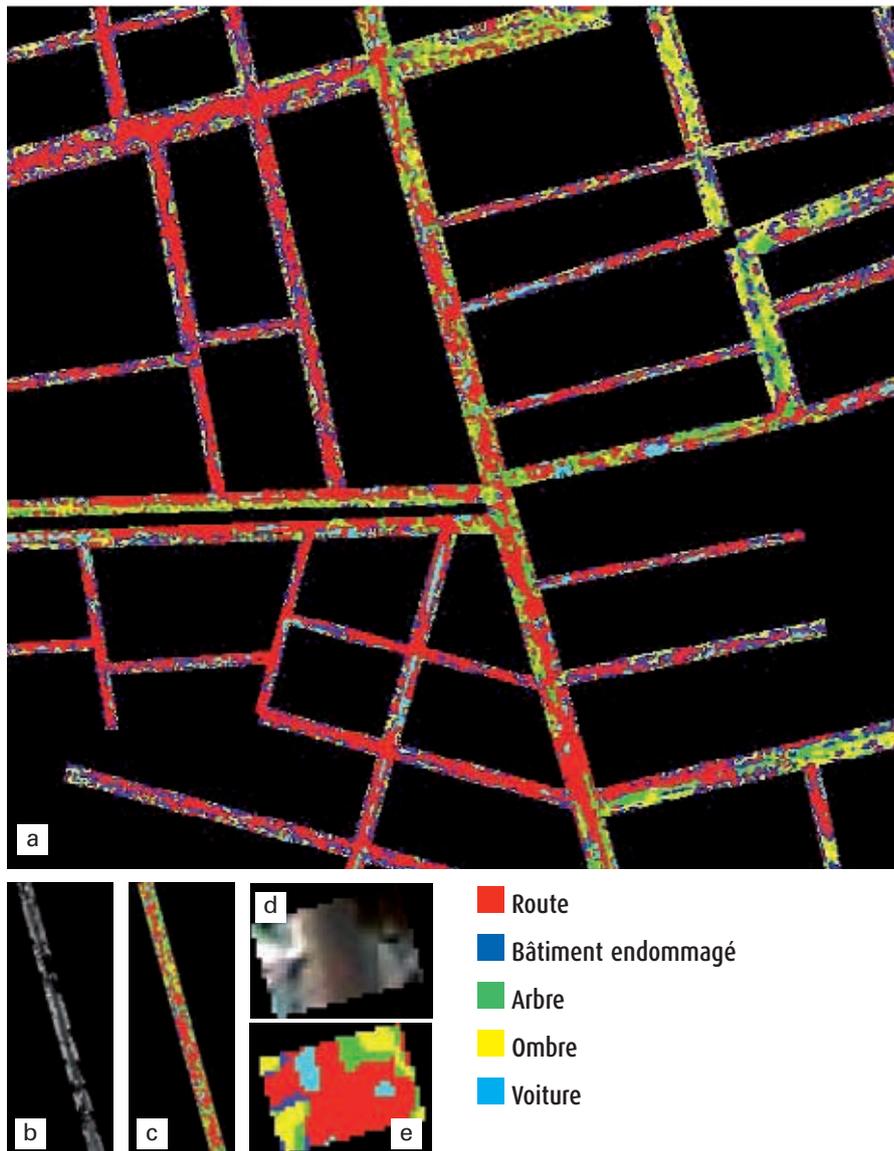


Figure 6.

- a) Le résultat de la classification utilisant la caractéristique optimum de texture
- b) On commence par une image agrandie d'une région de route, montrée par cadre violet
- c) Résultat de classification
- d) Section de route sélectionnée
- e) Le résultat de la classification basée sur la texture optimisée

Finalement, cinq caractéristiques ont été trouvées par l'optimisation génétique pour être les meilleures pour le site d'étude : 1) la variance d'Haralick, 2) la corrélation d'Haralick, 3) premier moment, 4) deuxième moment, et 5) Std Gabor. L'image classifiée optimale a été obtenue en définissant cinq classes {1 route, 2 Bâtiment endommagé, 3 arbre, 4 ombre, et 5 voiture} dans la classification MLL, utilisant caractéristiques optimales de la texture. Il y avait bon accord entre les

résultats obtenus par la classification proposée de texture, basée sur l'algorithme génétique, et l'interprétation visuelle. Une exactitude totale de 75 % a été obtenue avec l'algorithme génétique optimisé basé sur la classification de texture.

La figure 6 montre le résultat de classification pour chaque classe avec des couleurs appropriées. Pour l'estimation du dégât des zones de route, chacune a été divisée en sections, avec chaque section longue de 10 m. Le

► système flou proposé a été appliqué séparément aux sections de route. La figure 6 montre une fenêtre agrandie de l'application du système flou proposée sur une partition de route. Dans la partition de route montrée en figure 7, en utilisant le résultat de classification, les entrées de la méthode proposée pour les cinq classes ont été déterminées, où chaque entrée était le ratio du nombre de pixels des classes correspondantes, au nombre total de pixels. Le résultat du système flou pour cette sélection de partition de route a indiqué un niveau de dégât modéré. En appliquant le système flou précité, le degré de dégâts de chaque partition de route a été déterminé. Et chaque section de route est formée de plusieurs partitions.

Les paramètres U, L, M, H, et T correspondent respectivement aux degrés de dégâts "non endommagé", "peu endommagé", "dommages modérés", "très endommagé", et au nombre total de partitions dans une zone de route. Sur la base de ces paramètres, les conditions suivantes ont été utilisées pour prendre une décision sur le degré de dégâts dans chaque section de route :

- Si $H \geq 2$ alors la région de route a été étiquetée comme "très endommagée", signifiant que le résultat du système flou a détecté plus d'une partition de route avec un degré de dégâts évalué comme important dans une section de route.
- Si $H < 2$, et si $\frac{L}{T} \geq \frac{1}{2}$, alors la région de route a été étiquetée comme "peu endommagée", signifiant que le rapport du nombre de partitions avec peu de dégâts au nombre total de partitions dans une section de route dépasse 0.5.
- Si $H < 2$, et si $\frac{M}{T} \geq \frac{1}{2}$, alors la région de route a été étiquetée comme "dommages modérés", signifiant que le rapport du nombre de partitions avec des dégâts modérés au nombre total de partitions dans une section de route dépasse 0.5.
- Sinon, la route est étiquetée comme "non endommagée".

Cette analyse a été exécutée sur toutes les sections de route dans la zone

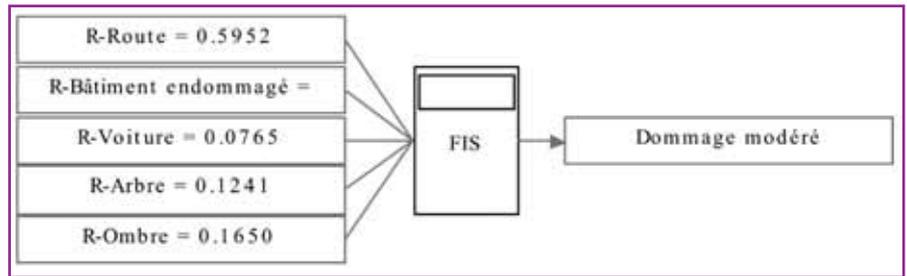


Figure 7. Cinq entrées de variables et production du système d'inférence floue proposé pour la section de route présentée en Figure 6.

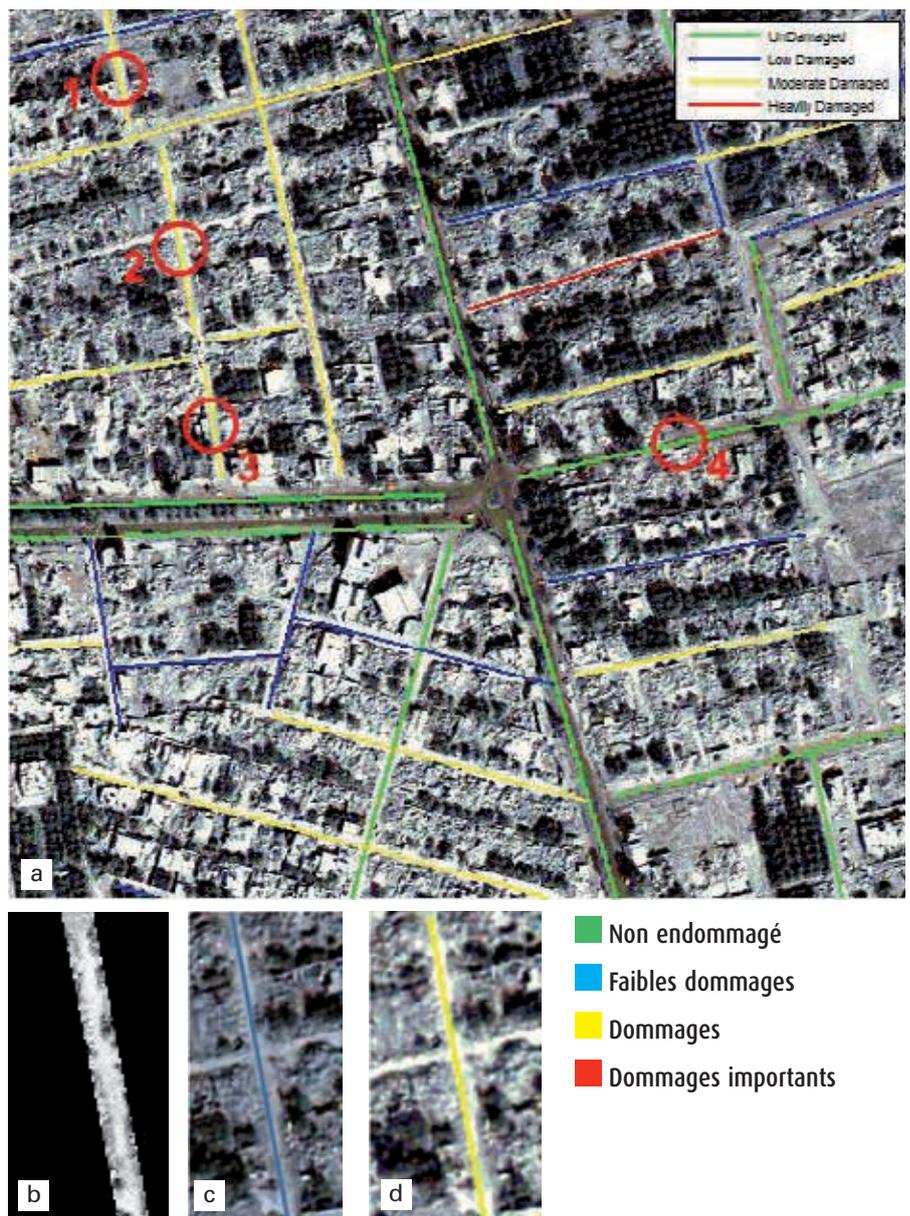


Figure 8. a) Degrés de dégâts routiers détectés, obtenus par l'approche proposée en quatre classes {non endommagée, dommages faibles, dommages modérés, et très endommagée} montrés par des lignes colorées différentes, b) Un exemple d'évaluation inexacte du dégât montré dans le cercle 2 du (a), c) Carte de dégâts de référence, d) Carte de dégâts selon l'algorithme.



d'étude, et les résultats obtenus sont montrés en figure 8. Ils indiquent une bonne efficacité de l'approche proposée pour reconnaître des différents niveaux de dégâts de surface de la route. Comme on le voit en figure 8, la méthode proposée a reconnu 12 sections de route "non endommagées", 12 "peu endommagées", 15 "dommages modérés" et une "très endommagée". En faisant une comparaison entre la carte de dégâts routiers détectée et les données de la référence, nous avons trouvé que les degrés de dégâts pour les 36 tronçons de route ont été évalués correctement.

La figure 8 montre une évaluation inexacte de dégâts de la route, pour un détail d'une section de route sélectionnée. En comparant la carte de dégâts produite avec les données de la référence, à cause de la grande complexité des dégâts à la surface de la route, il y avait juste trois cas d'évaluations inexacts de sections "Peu Endommagé" au lieu de "Domage Modéré", et un cas de "Domage Modéré" au lieu de "Non endommagé."

Conclusions

Dans cette recherche, une approche semi-automatique nouvelle et efficace pour la découverte et l'estimation de degrés de dégâts du réseau routier, utilisant des images satellites haute résolution pré- et post-événement et des données SIG est proposée. Les données SIG numériques ont été importées dans le système en tant que connaissances humaines pour déterminer le réseau des zones de route. La méthode proposée fait usage d'informations texturales pour la classification des images d'entrée. Un algorithme de type génétique a été développé pour sélectionner les caractéristiques de texture les mieux adaptées à la classification optimale des images d'entrée. L'algorithme proposé, de type génétique, de classification de texture, avec une exactitude totale de 75% et coefficient κ de 0.63, donne une meilleure exactitude qu'une classification de type MLL, qui donne ici une exactitude totale de

42% et un coefficient κ de 0.19. Un nouveau système en logique floue a été conçu pour importer efficacement les connaissances humaines afin d'estimer les niveaux de dégâts. Le système flou proposé est capable, moyennant quelques conditions, de déterminer le niveau de dégâts pour chaque section de route. Par contraste avec des travaux antérieurs où les routes étaient seulement évaluées comme bloquées ou non, cette étude a détecté quatre niveaux de dégâts différents pour chaque tronçon. Les résultats montrent que 90% des routes ont été détectées et évaluées correctement en matière de dégâts. Bien que la nature des dégâts routiers soit très complexe dans la région d'étude, la méthode proposée a donné seulement quatre cas d'évaluation inexacte parmi les 40 tronçons de route évalués. Il faut noter que même un opérateur humain éprouverait quelques difficultés dans l'évaluation adéquate. Notre futur travail de recherche sera dirigé vers la recherche du chemin optimal dans la région détruite, en utilisant les cartes de niveaux de dégâts obtenues dans cette recherche. Cette poursuite du travail conduira à une meilleure navigation pour les secours et les transports d'urgence dans les régions détruites. ●

Contacts

Atena HAGHIGHATTALAB

Etudiante en Master, Département de Télé-détection, Université Technologique K. N. Toosi, Vali Asr street (Iran)
Athena.ht@gmail.com

Texte traduit de l'anglais par **Mahzad KALANTARI**.

Références

- Haralick, R.M., 1979.** *Statistical and Structural Approaches to Texture*. Proceedings of IEEE 67 (5), 786-804.
- Saito, K., Spence, R.J.S., Going, C., and Markus, M., 2004.** *Using high-resolution satellite images for post-earthquake building damage assessment: a study following the 26 January 2001*

Gujarat Earthquake. Earthquake Spectra Vol. 20, No. 1: 145-169.

Smith, J., and Chang S-F., May 1996. Automated binary texture feature sets for image retrieval. In Proc. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, Atlanta, GA.

Turker, M., and Emre, S., 2008. *Building-based damage detection due to earthquake using the watershed segmentation of the post-event aerial images*. Int J Remote Sens, 29: 3073-3089

Turker, M., and Cetinkaya, B., 2005. *Automatic detection of earthquake-damaged buildings using DEMs created from pre- and post-earthquake stereo aerial photographs*. Int J Remote Sens, 26: 823-832

Zhong, J., Hu, X., Gu, M., and Zhang, J., 2005. *Comparison of Performance between Different Selection Strategies on Simple Genetic Algorithms*, International Conference on Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation, and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'05), 2(28-30): 1115 - 1121.

ABSTRACT

In the proposed method, a novel approach is introduced for the automatic detection and assessment of damaged roads in urban areas using pre-event vector maps and both pre and post-event QuickBird satellite images in order to determine road damage degree. First road regions in the images were extracted using GIS information in the road vector map and then some famous texture features like Haralick features were considered and optimized using a developed GA. By making use of a Maximum Likelihood classifier and optimum textures the texture image were classified to 5 defined classes. An appropriate fuzzy inference system (FIS) is proposed for road damage assessment to indicate the damage degree of the roads due to earthquake. The proposed method was tested on QuickBird images and the obtained results indicate the efficiency and accuracy of the proposed approach.