

Classification multitemporelle des dégâts de tempête en forêt sur des images satellite haute résolution

Samia BOUKIR¹, Camille ORNY^{1,2}, Nesrine CHEHATA¹, Dominique GUYON²

¹ENSEGID/IPB - Laboratoire G&E - Université de Bordeaux, 1 allée F. Daguin, 33607 Pessac Cedex

²INRA, UR EPHYSE, 33140 Villenave d'Ornon

samia.boukir@egid.u-bordeaux3.fr, camille.orny@gmail.com, nesrine.chehata@egid.u-bordeaux3.fr, guyon@bordeaux.inra.fr

Résumé – Une approche objet, non supervisée, pour la détection des changements forestiers brusques à partir d'images satellite à haute résolution spatiale, est proposée. Un procédé innovant de sélection automatique d'attributs, inspiré des procédures de calibrage, optimise la segmentation et la classification. Un nouveau descripteur multitemporel, basé sur le taux de fragmentation des régions détectées, permet alors de réaliser une classification binaire des changements en zones intactes et endommagées. Cette méthode passe par des étapes de segmentation et de classification *mean shift*. L'approche a été validée sur un couple d'images satellite multispectrales Formosat-2 acquises avant et après une tempête majeure.

Abstract – An unsupervised method for emergency forest change detection in high resolution satellite images is proposed. An automatic feature selection optimizes image segmentation and classification via an original calibration-like procedure. A binary classification enables then to separate windfall from intact areas, thanks to a new multitemporal descriptor based on the level of fragmentation of obtained regions. Both segmentation and classification involve a *mean shift* procedure. The method was validated on a Formosat-2 multispectral satellite image pair acquired before and after a major storm.

1 Introduction

Les tempêtes constituent les perturbations les plus importantes des forêts européennes et sont responsables de plus de la moitié des dégâts de forêts observés durant la seconde moitié du 20^{ème} siècle. L'étendue des dégâts est très grande et l'imagerie satellite représente une solution optimale pour leur surveillance rapide.

Récemment, des approches objet ont été développées pour la détection de changements en milieu forestier [2]. Elles reposent sur la segmentation qui exploite l'information spatiale en plus de l'information spectrale pour grouper des pixels en régions avant leur classification basée sur des descripteurs objet. Cette étude présente une méthode orientée objet pour la classification multi-temporelle des dégâts de tempête avec un couple d'images Formosat-2 multispectrales à haute résolution spatiale (8 m), acquises juste avant et après une tempête. Pour permettre une cartographie d'urgence nécessaire à la gestion des dégâts, notre choix s'est porté sur une méthode non supervisée, beaucoup moins lourde à mettre en œuvre qu'une technique d'apprentissage automatique. En outre, dans le contexte de la surveillance forestière, l'apprentissage automatique requiert des données de terrain coûteuses et longues à obtenir. A notre connaissance, toutes les méthodes existantes de détection de dégâts de forêt sont supervisées.

Des méthodes non supervisées ont été utilisées pour la détection de défoliation uniquement [4] et de coupes rases [3].

2 Segmentation

La segmentation *mean shift* [1] ne fait intervenir aucune mesure d'hétérogénéité, elle est donc a priori moins problématique pour les forêts qui sont texturées et contrastées [7]. Cet algorithme efficace n'a jamais été utilisé dans des travaux de cartographie forestière à notre connaissance. Il est à la base de notre technique de détection de changement orientée objet.

L'algorithme *mean shift* regroupe les pixels en les associant à un mode local estimé, c'est-à-dire à un pic de densité dans l'histogramme local [1]. C'est une méthode de partitionnement (*clustering*) non paramétrique, basée sur l'estimation de densité. Elle aboutit à d'excellents résultats dans l'extraction d'objets texturés d'images couleur. Le voisinage local utilise conjointement l'information spatiale et spectrale. Les deux seuls paramètres utilisés sont les résolutions spatiale h_s et spectrale h_r de la segmentation, correspondant aux dimensions spatiale et spectrale du voisinage. La recherche des modes locaux des pixels s'effectue dans l'espace conjoint des attributs et du domaine spatial à $n+2$ dimensions où n est le nombre d'at-

tributs considérés. Dans un espace à attributs multiples, la segmentation passe par une normalisation préalable des attributs utilisés. Néanmoins, l'algorithme *mean shift* utilisé [1] n'autorise qu'une seule résolution spectrale h_r , ce qui constitue une limitation dans un contexte multispectral et/ou multitemporel.

3 Sélection d'attributs

Dans la littérature, la segmentation précédant la classification objet des structures forestières est réalisée sur l'ensemble des bandes disponibles de l'image (Proche InfraRouge (PIR), rouge, vert et bleu) [6]. Ce travail propose une méthode générique de sélection des attributs les plus pertinents pour la segmentation des couverts forestiers via une mire. Le deuxième objectif de cette méthode est de définir le paramétrage optimal de la segmentation qui ne concerne ici que la résolution spectrale de la segmentation. La résolution spatiale h_s doit être proche de la taille des objets recherchés. Cette méthode est quasi non supervisée puisque la construction de la mire ne requiert que quelques petites zones homogènes renseignées de l'image. La première étape de cette méthode est la construction (automatisée) d'une mire par attribut contenant des régions appartenant aux différentes classes à identifier. Ces mires sont ensuite segmentées individuellement (mono-attribut) et en les combinant (multi-attributs) pour différents paramétrages. Le résultat de segmentation des attributs est évalué par un indice de performance (SP) défini ainsi :

$$SP = \frac{1}{n_c} \times \sum_i \frac{\max_j [A(R_i) \cap A(R_{S_j})]}{A(R_i)} \text{ avec } R_i \cap R_{S_j} \neq \emptyset \quad (1)$$

où A est l'aire, n_c le nombre réel de classes dans la mire, R_i les régions réelles et R_{S_j} les régions segmentées. La performance dépend du taux de recouvrement des régions. La figure 1 illustre ce calcul et présente un exemple de mire contenant 3 régions.

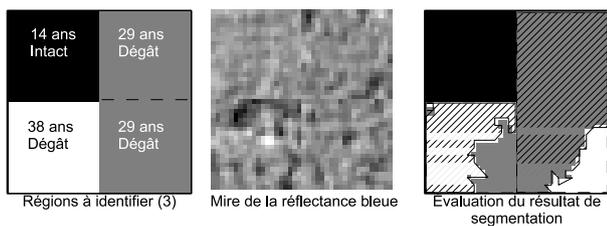


FIGURE 1 – Régions réelles à identifier (à gauche), mire de la réflectance bleue (au milieu) et résultat de segmentation correspondant (à droite) avec $(h_s, h_r) = (5, 10)$. La performance de segmentation est de 86 %.

Les attributs considérés dans cette étude sont spectro-temporels. Les attributs spectraux correspondent aux réflectances des deux images Formosat-2 dans les domaines du bleu, du vert, du rouge et du proche infrarouge, ainsi que l'indice de végétation normalisé (NDVI). Deux attri-

buts temporels, la différence et le ratio pixel à pixel, sont calculés pour chaque domaine spectral.

4 Détection de changements orientée objet

La plupart des méthodes de détection de changements développées dans la littérature sont supervisées et donc coûteuses en temps et en données. Elles sont basées sur une comparaison des classifications avant et après (post-classification) ou sur une classification d'images multitemporelles (classification conjointe) [7]. La post-classification, contrairement à la classification conjointe, produit des classes de changement de typologie précise mais subit la propagation des erreurs [5]. La classification conjointe fait intervenir l'apprentissage automatique [2] ou le seuillage [3] pour séparer zones changées et inchangées. Notre méthode non supervisée et orientée objet pour la détection des dégâts de tempête se place dans cette dernière catégorie. Les régions sont d'abord délimitées par la segmentation *mean shift* puis les attributs spectro-temporels des régions obtenues sont calculés. Les régions sont ensuite classifiées en utilisant le principe du *mean shift* mais en ne considérant que l'information spectrale des objets, contrairement à l'algorithme de segmentation initial qui exploite aussi l'information spatiale [1]. Cette classification produit plusieurs classes de changement dont la séparation en deux classes dégât/non dégât est effectuée grâce à une nouvelle caractéristique temporelle : le taux de fragmentation. En effet, la valeur moyenne des indices bi-temporels par région ne permet pas de diviser de manière efficace les nombreuses régions, résultant de la segmentation, en deux classes. Le taux de fragmentation est calculé à partir de la comparaison des segmentations avant et après tempête et caractérise le degré de fragmentation des régions avant tempête. En effet, nos résultats de segmentation avant et après tempête montrent que les zones de dégâts, plus hétérogènes que les zones intactes, sont plus fragmentées sur l'image après-tempête relativement à l'image avant-tempête. Le Taux de Fragmentation (TF) d'une région avant tempête R_{av} est défini comme suit :

$$TF(R_{av}) = 1 - \frac{\max_j [A(R_{av}) \cap A(R_{ap_j})]}{A(R_{av})} \text{ avec } R_{av} \cap R_{ap_j} \neq \emptyset \quad (2)$$

où A est l'aire d'une région, R_{ap_j} la région après-tempête incluse entièrement ou partiellement dans la région avant tempête. Le taux de fragmentation est ensuite moyenné par région de changement. Ces zones sont alors regroupées en deux classes : dégât/non dégât, en fonction de leur taux de fragmentation, par la technique de seuillage non supervisée de Otsu [8]. Cette méthode applique un seuillage qui minimise la variance intra-classes.

5 Résultats expérimentaux

Notre méthode a été évaluée sur un couple d’images satellite multispectrales Formosat-2 acquises avant et après une tempête majeure (voir fig. 2), disponibles sur *Kalideos.cnes.fr* (base *littoral* fournie par le CNES¹). Elles ont été analysées à l’aide de la librairie open source OTB (*www.orfeo-toolbox.org*) développée par le CNES.

5.1 Sélection d’attributs pour la segmentation et la classification objet

Un total de 10 attributs spectraux (4 bandes et NDVI avant et après tempête) et de 10 attributs bi-temporels (différences et ratio des 5 caractéristiques spectrales) sont segmentés et évalués individuellement ou concaténés en une mire multi-couches après normalisation des attributs. Pour chaque attribut, des résolutions spectrales h_r de 2 à 60 ont été expérimentées alors que la résolution spatiale h_s est fixée à 3 pixels par les thématiciens suivant la taille des objets recherchés [7]. Les résultats de performance et de paramétrage obtenus avec une mire contenant 4 échantillons sont présentés dans les tableaux 1 pour la segmentation et 2 pour la classification binaire des régions en classes endommagées et intactes. Les attributs temporels renvoient des valeurs de résolution spectrale plus élevées. Leurs distributions sont gaussiennes. Une fenêtre spectrale grossière suffit pour la séparation en deux classes dégât/non dégât. Inversement, les bandes spectrales brutes présentent beaucoup plus de variabilité et nécessitent une résolution spectrale fine. On peut noter que les meilleures performances sont obtenues pour des mono-attributs, la segmentation multi-attributs s’avérant moins efficace ici. Néanmoins, celle-ci n’a pas été évaluée dans les meilleures conditions puisque l’implémentation du *mean shift* utilisée n’autorise qu’une seule résolution spectrale h_r pour toute l’image multi-bandes. L’intégration d’un h_r adapté à chaque bande constitue une des perspectives majeures de ce travail. Ce résultat pourrait aussi provenir du fait que les couverts forestiers sont complexes et que leur variabilité dépend de nombreuses caractéristiques pas toutes indicatives du niveau de dégât. Pour preuve, l’utilisation traditionnelle de l’ensemble des 8 bandes disponibles de l’image multi-temporelle pour la segmentation a entraîné une baisse significative du résultat final de classification (de l’ordre de 5%) [7].

5.2 Détection de changement binaire

La figure 2 montre le taux de fragmentation des régions avant tempête en niveaux de gris. Les zones de dégât se distinguent aisément sur l’image satellite après tempête et se superposent bien aux régions les plus claires de l’image

Segmentation après tempête			Segmentation avant tempête		
Attribut	h_r	SP (%)	Attribut	h_r	SP (%)
Ratio Rouge	17	87.2	Rouge	2	80.7
Rouge	3	78.1	NDVI	3	77.3
Ratio Vert	16	75.5	Vert	5	68.7

TABLE 1 – Attributs et résolutions spectrales h_r optimaux pour la segmentation après tempête et avant tempête d’une mire construite avec 4 échantillons. SP est la performance de segmentation (cf Eq. 1).

Attribut bi-temporel	SP (%)
Différence Vert	92.6
Différence PIR	70.5
Différence Rouge	64.5

TABLE 2 – Attributs optimaux pour la classification binaire (Dégât/Non dégât) d’une mire construite avec 4 échantillons (avec $h_r = 2$).

du taux de fragmentation, qui correspondent aux régions les plus fragmentées.

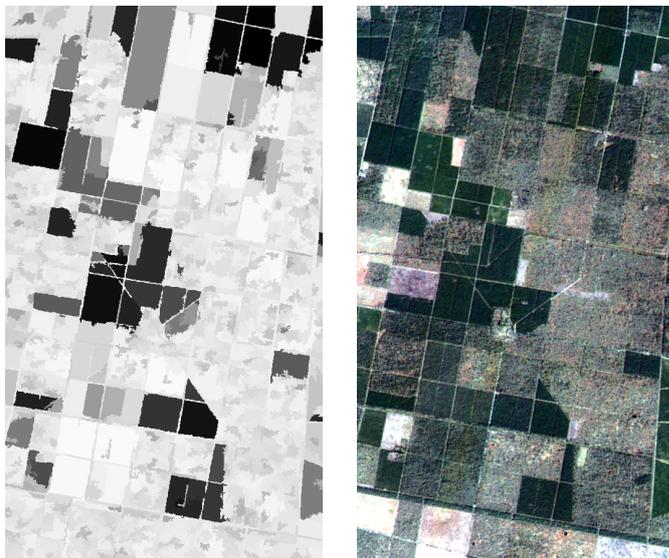


FIGURE 2 – Taux de fragmentation des régions avant tempête (à gauche) et image après tempête (à droite).

Le tableau 3 montre la matrice de confusion globale obtenue en comparant pixel à pixel le résultat de classification avec les données de référence [7]. La cartographie finale de changements binaire *dégât/non dégât* est présentée dans [7].

La précision de classification augmente significativement avec l’âge (fig. 3). La précision des parcelles âgées de 14 à 39 ans (4 classes intermédiaires) est élevée et comprise entre 93.3 et 99.4% alors que les deux classes d’âge les plus jeunes et la plus vieille ont un taux de détection plus faible. L’ambiguïté se produit entre les zones de dégâts forestiers et les vieux peuplements intacts hétérogènes et

1. Centre National d’Etudes Spatiales

	Vérité terrain		Total
	Intact	Dégât	
Intact	1390	487	1877
Dégât	80	2471	2551
Total	1470	2958	4428
Erreur d'omission	5.44	16.5	
Erreur de commission	25.9	3.14	
Précision globale	87.2		

TABLE 3 – Matrice de confusion pour la classification binaire (Dégât/Non dégât)

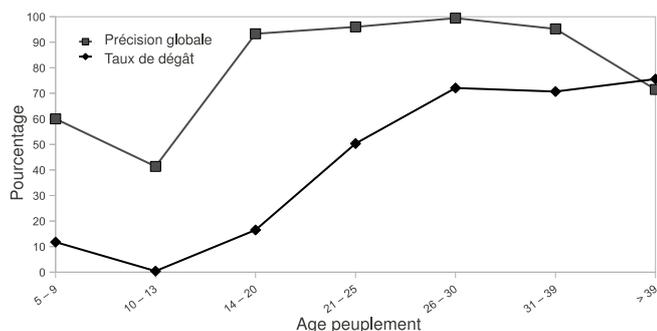


FIGURE 3 – Précision de classification en fonction des classes d'âge.

peu denses. D'autre part, il paraît difficile de détecter des zones de dégâts de faible intensité (arbres penchés) dans les jeunes peuplements denses. La précision globale est inférieure à celle de [9] (96%) avec une approche orientée objet supervisée de détection de dégâts de tempête sur des images de 10 mètres de résolution (à une échelle moins fine donc). Néanmoins, la précision obtenue pour des arbres âgés de 14 à 39 ans est meilleure pour notre méthode (96% contre 95%). Comparée à une méthode supervisée, notre méthode a l'avantage de ne requérir que peu de données de référence, pour la construction de la mire qui optimise la segmentation et la classification.

6 Conclusion

La méthode de détection de changement proposée est utile pour la cartographie d'urgence car elle n'est pas supervisée. Elle permet la localisation précise des dégâts les plus sévères à haute résolution. Cependant, il semble que la résolution des images Formosat-2 de 8 mètres soit insuffisante pour la détection des zones de dégâts de petite taille ou de faible intensité. Notre méthode de sélection d'attributs permet une évaluation rapide d'un grand nombre d'attributs et de leurs combinaisons éventuelles, pour toute application. Une méthode hiérarchique exploitant l'information texturale améliorerait probablement nos résultats. L'une des perspectives de ce travail consisterait à adapter la résolution spectrale à chaque attribut.

Remerciements

Cette étude a été réalisée dans le cadre du programme Orfeo, financé par le CNES. Ce programme prépare l'utilisation future des images Pléiades. Les auteurs remercient Olivier Hagolle (CNES/Cesbio, Toulouse) et Christophe Moisy (INRA, EPHYSE, Bordeaux) pour le pré-traitement des images.

Références

- [1] D. Comaniciu and P. Meer. Mean shift : A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(5) :603–619, Mai 2002.
- [2] G. Conchedda, L. Durieux, and P. Mayaux. An object-based method for mapping and change analysis in mangrove ecosystems. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(5) :578–589, 2008.
- [3] B. Desclée, P. Bogaert and P. Defourny. Forest change detection by statistical object-based method. *Remote Sensing of Environment*, 102(1-2) :1–11, 2006.
- [4] S.E. Franklin, R.H. Waring, R.W. McCreight, W.B. Cohen and M. Fiorella. Aerial and satellite sensor detection and classification of western spruce budworm defoliation in a subalpine forest. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21 :299–308, 1995.
- [5] R.E. Kennedy, P.A. Townsend, John E. Gross, W.B. Cohen, P. Bolstad, Y.Q. Wang, P. Adams. Remote sensing change detection tools for natural resource managers : Understanding concepts and tradeoffs in the design of landscape monitoring projects. *Remote Sensing of Environment*, 113 :1382–1396, 2009.
- [6] G. Mallinis, N. Koutsias, M. Tsakiri-Strati and M. Karteris. Object-based classification using Quickbird imagery for delineating forest vegetation polygons in a Mediterranean test site. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(2) :237–250, 2008.
- [7] C. Orny, N. Chehata, S. Boukir, and D. Guyon. Characterization of maritime pine forest structure changes with VHR satellite imagery : application to the 24th January 2009 windfall damage cartography. Technical report, CNES, Janvier 2010.
- [8] Nobuyuki Otsu. A threshold selection method from gray-level histogram. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 9 :62–66, 1979.
- [9] M. Schwarz, Ch. Steinmeier, and L. Waser. Detection of storm losses in alpine forest areas by different methodic approaches using high resolution satellite data. *21st EARSeL Symposium : Observing our Environment from Space : New Solutions for a New Millennium*, Paris, France, pages 251–257, Mai 2001.