

Fusion floue d'attributs pour la détection de changements dans les images RSO

Florentin BUJOR¹, Lionel VALET¹, Emmanuel TROUVE¹, Jean-Marie NICOLAS²

¹LISTIC - ESIA - Université de Savoie
Domaine Universitaire, BP 806, 74016 Annecy Cedex, FRANCE

²GET Télécom Paris - 46, Rue Barrault, 75 013 Paris, FRANCE
bujor@esia.univ-savoie.fr, valet@esia.univ-savoie.fr
trouve@esia.univ-savoie.fr, nicolas@tsi.ens.fr

Résumé – Cet article présente une méthode de détection de changements dans les images satellites RSO multi-temporelles. L'approche proposée se décompose en deux étapes : la recherche d'attributs caractéristiques des zones de changement (une mesure de contraste temporel, le taux d'un mélange binaire de lois Gamma et une distance issue de l'information a priori), puis la fusion floue symbolique de ces attributs au travers d'une interface graphique qui facilite la coopération entre les géophysiciens et le système de fusion.

Abstract – This paper presents a change detection method in multi-temporal satellite SAR images. The proposed approach consists of two steps: the computation of several attributes which characterize changing areas (a temporal contrast measure, the rate of a binary mixture of Gamma distributions and a distance derived from the prior information), then the symbolic fuzzy fusion of these attributes through a graphic user interface which allows geophysicists to cooperate with the fusion system.

1 Introduction

Dans les zones tropicales humides où les données optiques sont rarement disponibles, les images radars offrent un potentiel significatif pour le suivi des évolutions temporelles. Les zones de déforestation sont des régions complexes pour lesquelles une détection manuelle requiert beaucoup de temps. Elles apparaissent dans les images de radar à synthèse d'ouverture (RSO) par une diminution de la radiométrie due à la faible rétrodiffusion des zones déforestées par rapport à celle de la forêt. La figure 1 illustre ce phénomène sur deux images radars acquises à deux années d'intervalle en Guyane française. La donnée de 1997 fait apparaître des zones sombres liées à la déforestation sauvage et la mise en place de cultures vivrières sur des parcelles proches des axes routiers.

L'objectif de ce travail est la détection des principales zones de changement et en particulier des parcelles déforestées situées à proximité des routes. La faible résolution spatiale des images RSO satellitaires actuelles (les images de type "PRI" utilisées sont échantillonnées à 12.5 mètres) et la présence d'un chatoiement important (images 3-vues) rendent impossible une détection automatique directe par simple différence. Des mesures de similarités telles que la corrélation ou l'information mutuelle sont également difficilement utilisables en raison de la taille importante des fenêtres d'estimation requises [1]. L'approche proposée s'effectue en deux étapes. La première étape consiste à extraire des informations qui caractérisent les changements sous forme d'attributs calculés soit à partir des images RSO, soit à partir de sources d'information a priori telles que les cartes géographiques. La deuxième étape consiste à fusionner ces attributs à l'aide d'une interface graphique développée de manière à faire coopérer l'utilisateur final (géographe, géophysicien...) avec le système de fusion floue symbolique utilisé.

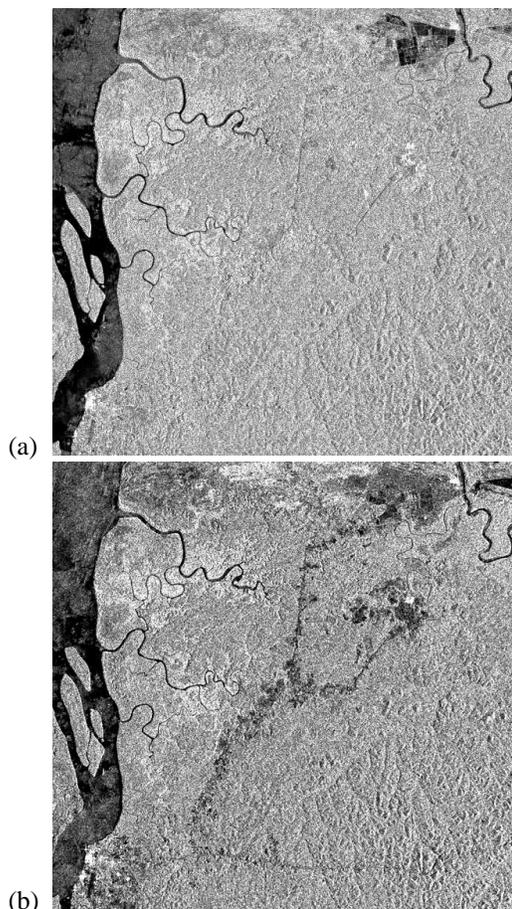


FIG. 1: Images RSO acquises par les satellites ERS-1 en 1995 (a) et ERS-2 en 1997 (b). Guyane française.

Les données expérimentales sont constituées d'une zone de 2300×2400 pixels extraites dans une série d'images RSO acquises par les satellites ERS-1 et ERS-2 entre mai 1992 et novembre 1997 et d'une carte IGN à l'échelle 1:25000 scannée et recalée sur les données RSO (Fig. 2).



FIG. 2: Carte réalisée par l'IGN.

2 Attributs de changement et information a priori

Les attributs utilisés sont de deux types: des attributs de changement issus des données radar et un attribut d'information a priori issu de connaissances géographiques sur certains types de changement. Le premier attribut de changement mesure le contraste temporel entre les deux images à l'aide d'un détecteur de contour classique en imagerie radar: le ratio des moyennes locales. Il est calculé en appliquant un filtre moyennneur bidimensionnel sur les deux images initiales T_1 et T_2 et en calculant en chaque point le ratio entre les moyennes locales μ_{T_1} et μ_{T_2} . Afin de conserver le sens de la variation de radiométrie, l'image de "ratio" r est codée de la façon suivante:

$$r = \begin{cases} 1 - \mu_{T_2}/\mu_{T_1}, & \text{si } \mu_{T_1} > \mu_{T_2} \\ -[1 - \mu_{T_1}/\mu_{T_2}], & \text{si } \mu_{T_1} < \mu_{T_2} \end{cases} \quad (1)$$

Cet attribut révèle les changements perceptibles par le contraste radiométrique entre les deux images (Fig. 3-a).

Le second attribut de changement est un attribut de texture qui mesure en chaque point l'homogénéité d'un ensemble de pixels pris dans les deux images RSO sur un même voisinage spatial (98 points par exemple pour une fenêtre 7×7). En l'absence de changement et de structure spatiale, ces points suivent théoriquement une loi Gamma $\mathcal{G}[\mu, L]$ de moyenne μ pour des images L -vues (hypothèse d'un chatoiement pleinement développé). En présence de changement, l'ensemble de pixels est alors constitué d'un mélange binaire de deux lois Gamma que l'on peut modéliser sous la forme:

$$\lambda \mathcal{G}[\mu, L] + (1 - \lambda) \mathcal{G}[\rho\mu, L] \quad (2)$$

où λ mesure le taux de mélange et ρ le rapport entre les deux radiométries. L'utilisation de la transformée de Mellin permet de relier très simplement les paramètres ρ et λ aux cumulants de deuxième espèce (log-cumulants) du deuxième et troisième

ordre [2]. Estimé sur un ensemble de points issus d'images recalées acquises à différentes dates, le paramètre λ fournit un attribut de texture utile pour révéler les hétérogénéités spatiales et temporelles (Fig. 3-b).

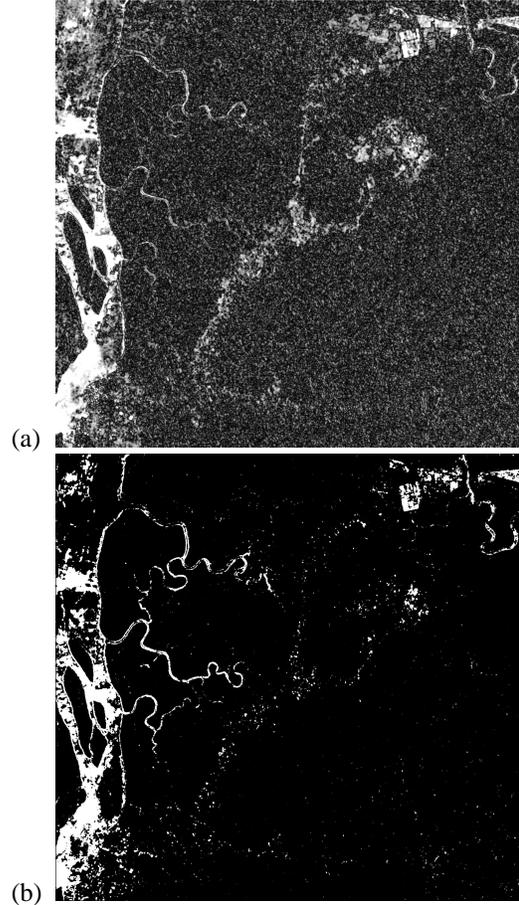


FIG. 3: Attributs de changement issus des données RSO; a) ratio des moyennes locales, b) taux de mélange de lois Gamma

Enfin, le dernier attribut est une image de distance à la route la plus proche calculée à partir d'une carte géographique de la zone étudiée (Fig. 4). Cet attribut permet de prendre en compte l'information a priori relative aux zones de déforestation recherchées.

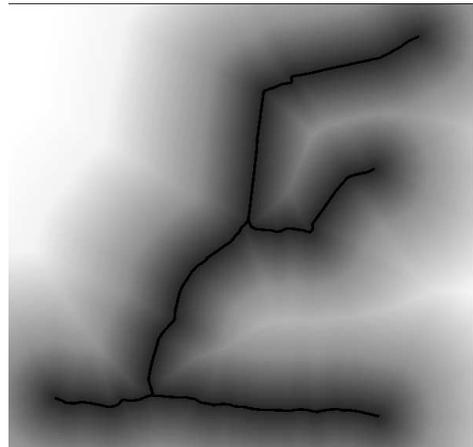


FIG. 4: Attribut de distance aux routes (information a priori)

3 Fusion floue coopérative

3.1 Principe

L'agrégation des attributs est réalisée à l'aide d'un système flou symbolique. La théorie des sous-ensembles flous est adaptée pour le codage d'expertise et permet d'impliquer les géophysiciens dans la façon de combiner les informations. La connaissance des experts est exprimée sous la forme de règles SI-ALORS [3] et les attributs d'entrée sont décrits à l'aide de mots dont la signification est donnée par un ensemble de fonctions d'appartenance. Un exemple de règle décrivant une zone de déforestation est:

SI la distance aux routes est faible ET
 SI le ratio est fort ET
 SI l'attribut de texture est fort
 ALORS le pixel APPARTIENT A une zone déforestée.

La représentation des règles est réalisée dans un espace tri-dimensionnel composé des trois attributs d'entrée. Dans cet espace, une règle est matérialisée par un cube. La figure 5 illustre la règle précédemment donnée en exemple.

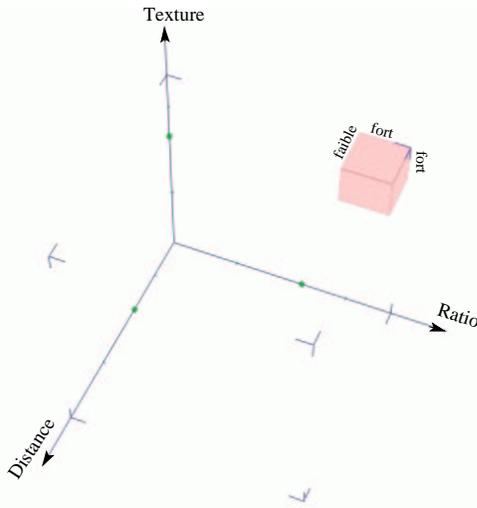


FIG. 5: Représentation des règles

Les prémisses des règles sont définies à l'aide de mots. La correspondance entre les termes employés et les univers numériques est réalisée à l'aide de fonctions d'appartenance. La figure 6 présente la description de l'attribut de distance aux routes à l'aide de cinq mots:

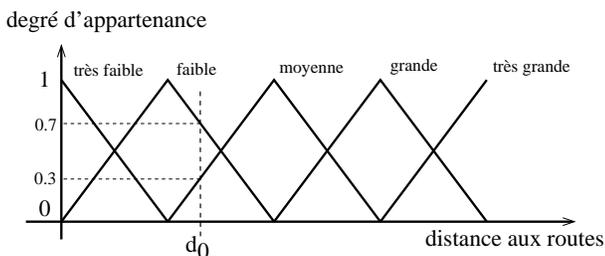


FIG. 6: Fonctions d'appartenance décrivant l'attribut de distance aux routes

Ces fonctions d'appartenance permettent l'obtention de descriptions linguistiques à partir des valeurs numériques des attributs. Par exemple, la description linguistique de la distance d_0 sur la figure 6 est:

$$\begin{aligned} D(d_0) &= 0.0/\text{très faible} + 0.7/\text{faible} \\ &+ 0.3/\text{moyenne} + 0.0/\text{grande} \\ &+ 0.0/\text{très grande} \end{aligned} \quad (3)$$

Les représentations linguistiques obtenues pour chaque attribut sont ensuite agrégées à l'aide de la règle de combinaison de Zadeh [4] pour obtenir un degré d'appartenance μ_S associé à chaque classe recherchée:

$$\begin{aligned} \mu_S(d, r, t) &= \perp_{L_1, L_2, L_3 \in \mathcal{L}_d, \mathcal{L}_r, \mathcal{L}_t} \\ &\quad \top(\top(\mu_D(L_1), \mu_R(L_2)), \mu_T(L_3)), \\ &\quad \mu_R(L_1, L_2, L_3, S) \end{aligned} \quad (4)$$

avec $S \in \mathcal{L}_{output}$, l'ensemble des classes recherchées. Le terme $\mu_R(L_1, L_2, L_3, S)$ vaut 1 si la règle correspondante a été sélectionnée par l'interprète et 0 sinon.

Cette règle d'inférence fait intervenir deux opérateurs d'agrégation qui ont été choisis afin d'avoir un comportement proche de celui des experts:

- $\top(a, b) = a * b$
- $\perp(a, b) = \min(a + b, 1)$

Enfin, l'étape de décision consiste à affecter au point considéré la classe qui possède le plus fort degré d'appartenance μ_S .

3.2 Interface utilisateur

Le système de fusion proposé permet d'impliquer les photo-interprètes dans la détection. Afin de proposer un système interactif, une interface graphique composée de fonctionnalités 3D a été conçue. Elle permet aux géophysiciens d'entrer facilement leurs connaissances en sélectionnant les règles qui décrivent les classes recherchées (cf Fig. 5). Cette même interface permet également d'ajuster les fonctions d'appartenance relatives aux différents symboles impliqués dans les règles. Les utilisateurs ont la possibilité d'étirer ou de réduire les arêtes du cube représentant une règle, ce qui a pour effet, par construction, de déplacer les fonctions d'appartenance relatives à cette règle.

Pour faciliter cet ajustement, un ensemble de points provenant de régions de référence tracées par l'interprète peut être visualisé dans l'espace 3D des attributs. L'objectif consiste alors à modifier le positionnement des règles afin d'isoler le mieux possible ce nuage de points. La figure 7 présente un ajustement réalisé à partir de la règle initiale de la figure 5.

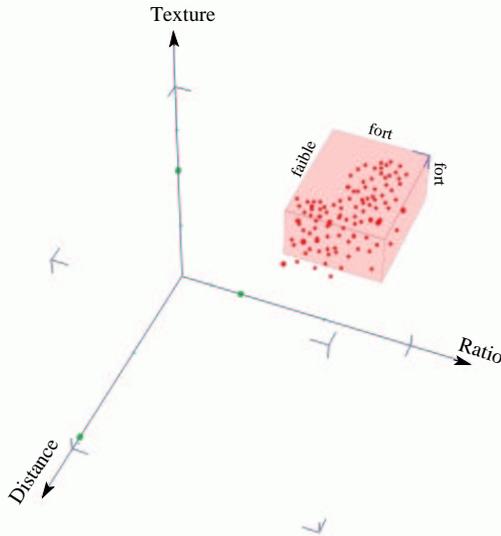


FIG. 7: Visualisation des règles après ajustement

3.3 Application à la détection de changements

Dans cette application, deux types de région sont recherchés: les régions déforestées proches des routes et les zones de changement plus éloignées des routes. Les géophysiciens ont sélectionné les règles qui décrivent ces deux régions et ils ont également ajusté les fonctions d'appartenance impliquées. La figure 8 montre, dans l'espace 3D des attributs, les 6 règles obtenues après ajustement. Les nuages de points apportent une aide appréciable aux utilisateurs pour effectuer cet ajustement. Les règles 1, 2 et 3 décrivent les régions de changement proches des routes, tandis que les règles 4, 5 et 6 représentent les régions plus éloignées des routes.

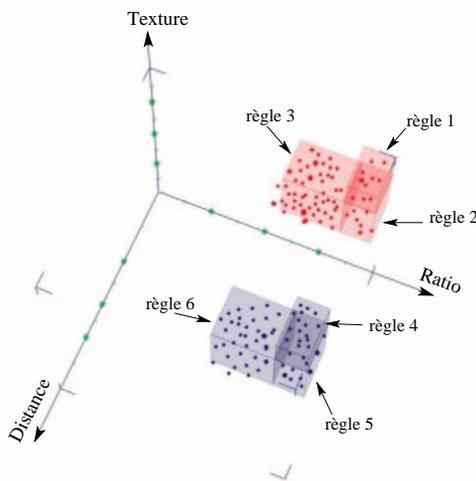


FIG. 8: Règles et nuages de points des deux classes recherchées

Les détections obtenues sont illustrées sur la figure 9. Les pixels noirs correspondent aux zones de déforestation proches des routes tandis que les pixels gris sont les régions de changement plus éloignées. Ce résultat illustre le fait que l'information provenant des trois attributs est prise en compte par le système de fusion. Par exemple, la redondance et la complémentarité entre les deux attributs de changement permet une meilleure détection (confiance accrue) des zones de déforestation et une réduction des fausses alarmes par rapport aux résultats obtenus par seuillages des attributs de changement.



FIG. 9: Détection des régions de changement proche des routes (noir) et plus éloignées (gris)

4 Conclusion

Les outils de traitement d'images et en particulier de fusion d'information sont de plus en plus nécessaires pour aider les géophysiciens à analyser le nombre constamment croissant d'images RSO multi-temporelles fournies par les satellites actuels et futurs. L'approche présentée dans cet article permet une détection semi-automatique des régions de changement avec la prise en compte d'information a priori sur les zones recherchées.

Une première étape a consisté à extraire des attributs à partir des images originales et de connaissances *a priori*. Pour cette application, deux attributs de changement spatio-temporel ont été utilisés. Basés sur des approches différentes, ils apportent des informations complémentaires sur les régions recherchées. Le troisième attribut est, quant à lui, issu d'une carte géographique de la zone d'étude et mesure en chaque point de l'image la distance la plus courte aux routes.

Ces attributs sont ensuite agrégés via un système de fusion basé sur la théorie des sous-ensembles flous. Afin d'acquérir la connaissance experte nécessaire à la fusion des informations, une interface graphique interactive dotée de fonctionnalités 3D a été développée. Elle permet aux utilisateurs non experts en logique floue de fournir les paramètres au système de fusion. Les résultats obtenus pour la détection des zones de déforestation illustrent l'intérêt de cette approche.

Références

- [1] Jordi Inglada. Similarity measures for multisensor remote sensing images. In *IGARSS'02, Toronto, Canada*, pages 104–106, 2002.
- [2] Jean-Marie Nicolas. Introduction aux statistiques de deuxième espèce : applications des Logs-moments et des Logs-cumulants à l'analyse des lois d'images radar. *Traitement du Signal*, 19(3):139–167, 2002.
- [3] D. Dubois, L. Foulloy, S. Galichet, and H. Prade. *Performing approximate reasoning with words - In Computing with words in Information/Intelligent systems 1*, pages 24–29. Springer Verlag, 1999.
- [4] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and control*, 8:338–353, 1965.