

Fusion non-supervisée d'images multi-bandes : application à l'imagerie forestière

Mickaël GERMAIN¹, Yannick ALLARD², Jean-Marc BOUCHER¹, Goze Bertin BÉNIÉ²

¹ENST Bretagne, Département. S.C.,
Technopôle Brest Iroise, B.P. 832
29285 Brest Cedex, France.

²CARTEL
Université de Sherbrooke, département Sciences Humaines
Sherbrooke J1K2R1 (Qc), Canada

Mickael.germain@hermes.usherb.ca

Résumé - Cet article propose une nouvelle méthode de fusion d'images multi-bandes appliquée à des données Landsat TM de zones forestières. Cet algorithme, basé sur une méthode non-supervisée, prend en compte l'aspect contextuel dans l'application de la théorie des croyances de Dempster/Shafer et met en place des processus d'initialisation et de régularisation adaptés aux images de télédétection.

Abstract - This article proposes a new method of multiband images fusion applied to data Landsat TM of forest area. This algorithm, based on a unsupervised method, takes into account the contextual aspect in the application of Dempster/Shafer theory and sets up initialization and regularization processes adapted to remote sensing images.

1. Introduction

La classification d'images forestières demeure encore aujourd'hui un problème majeur. En effet, les différentes bandes spectrales de mesure des capteurs standards tel que Landsat ou Spot donnent généralement des informations incomplètes lorsqu'elles sont prises séparément mais complémentaires entre elles. Ce phénomène peut s'expliquer par les perturbations atmosphériques et/ou aux données étudiées. Il est donc essentiel de mettre en coopération et/ou en compétition plusieurs bandes de données afin d'en retirer la meilleure information possible. L'objectif de la fusion va donc être de donner une description plus complète de la scène.

Nous allons nous intéresser principalement à un algorithme de fusion contextuel basé sur la théorie des croyances de Dempster/Shafer. Il sera étudié et comparé à plusieurs algorithmes de fusion dans le but de les appliquer à des images de télédétection, notamment à des images multi-bandes du capteur Landsat TM

2. Fusion de données

2.1. Généralités

Le principe d'une fusion est selon I. Bloch [1] « de conduire à une décision des seules informations pertinentes issues de diverses images et de les combiner de façon judicieuse ». En effet, les données issues d'un capteur peuvent présenter des contradictions (nature complémentaire des données), des erreurs (inhérentes à la mesure elle-même) ou encore de l'absence totale d'informations. La difficulté, lors de la combinaison de données imprécises et incertaines, consiste donc à trouver un compromis entre un résultat précis mais sûrement faux et un résultat certain mais trop imprécis.

D'où les notions importantes que sont l'*incertitude* et l'*imprécision* dans les processus de fusion.

Il existe dans la littérature actuelle trois modélisations pour la fusion de données : les modèles probabilistes bayésiens, les modèles flous et une modélisation issue de la théorie des croyances de Dempster-Shafer [1].

La théorie des croyances, contrairement aux modèles bayésiens et flous, permet de représenter à la fois l'imprécision et l'incertitude à l'aide de fonctions de masse, de plausibilité et de crédibilité. Elle définit un cadre de *discernement* représentant tous les sous-ensembles de l'espace des hypothèses, ce qui entraîne une modélisation très riche.

2.2. Théorie des croyances

La théorie des croyances, ou encore théorie de l'évidence, fut développée par Dempster[4] et formalisée par Shafer[10], d'où le nom également très répandu de théorie de Dempster/Shafer. Cette théorie permet la manipulation de l'incertitude et l'imprécision d'une fusion. Son formalisme peut être décrit de la façon suivante : soit θ l'ensemble de discernement représentant l'ensemble des classes d'une image. Alors une fonction de masse est définie par :

$$m : 2^\theta \rightarrow [0,1] \quad (1)$$

$$\sum_{B \subset 2^\theta} m(B) = 1 \quad (2)$$

$$m(\emptyset) = 0 \quad (3)$$

Sur le même cadre de discernement, il est possible de définir une fonction de *crédibilité* $Cr(B)$ et de *plausibilité* $Pl(B)$ définie par :

$$Cr(B) = \sum_{C \subset B} m(C) \quad (4)$$

$$Pl(B) = \sum_{C \cap B \neq \emptyset} m(C) \quad (5)$$

Ces fonctions peuvent être interprétées, respectivement, comme la borne inférieure et supérieure d'une mesure de vraisemblance.

L'intérêt de la théorie de Dempster-Shafer est qu'elle définit de façon précise une règle de combinaison des masses pour des sources différentes. La formule de combinaison pour deux sources est la suivante :

$$(m_1 \oplus m_2)(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap B_2 = A} m_1(B_1)m_2(B_2)}{1-K}, \quad K \neq 1 \quad (6)$$

$$K = \sum_{B_1 \cap B_2 = \emptyset} m_1(B_1)m_2(B_2) \quad (7)$$

$$(m_1 \oplus m_2)(\emptyset) = 0 \quad (8)$$

2.3. Estimation des masses

Pour une application concrète de la théorie de Dempster-Shafer, il faut trouver une description appropriée de l'information fournie par l'image. Il existe quelques techniques courantes : soit définir les masses à partir d'une méthode statistique classique [7] ; soit définir une approche plus intuitive basée sur l'estimation d'un facteur d'affaiblissement [2]

Mais la plupart des techniques citées ci-dessus sont utilisées de façon supervisée. C'est-à-dire que l'information *a priori* est définie par l'utilisateur pour fusionner les différentes données.

Plusieurs auteurs ont cependant proposé des techniques dites « non-supervisées ». Ainsi, Le Hégarat-Masclé et al. [6] utilisent une technique probabiliste sur l'intersection des classes.

Nous proposons d'étendre l'approche de Le Hégarat-Masclé à des images multi-bandes Landsat TM en restreignant l'information spatiale à un voisinage d'étude.

Son approche est la suivante : soient A et B les ensembles de deux images classifiées, représentées respectivement par k_A et k_B classes, de deux sources d'observation X_A et X_B .

La méthode de fusion consiste à estimer la masse de chaque pixel x_s à partir de l'ensemble des intersections des classes de chaque source.

Ainsi, le calcul des masses de la combinaison Dempster/Shافر de l'intersection de deux classe A_i et B_j a pour expression :

$$m(A_i \cap B_j) = \frac{m_a(A_i \cap B_j) \times m_b(A_i \cap B_j)}{1-K} \times 2^{\eta_i + \eta_j - 2} \quad (9)$$

avec

$$K = \left(\sum_{A_i \cap B_j \neq \emptyset} m_a(A_i \cap B_j) \times m_b(A_i \cap B_j) \right) \times \{1 + 3 \cdot 2^{\eta_i + \eta_j - 2}\} \quad (10)$$

et η_i (resp. η_j) le nombre d'intersections non nulles sur l'image entre l'ensemble A_i et B_j quelque soit $j \in [1, k_B]$ (resp. $i \in [1, k_A]$)

Les masses m_a (resp. m_b) sont définies par la probabilité conditionnelle normalisée suivante:

$$m_a(A_i \cap B_j) = m_a^s(A_i \cap B_j) = m_a^s(A_i) = P_a(x_s / A_i) / Z_a \quad (11)$$

$$m_b(A_i \cap B_j) = m_b^s(A_i \cap B_j) = m_b^s(B_j) = P_b(x_s / B_j) / Z_b \quad (12)$$

$$Z_a = \sum_{i=1}^{C_1} \{ (2^{\eta_i} - 1) \times p_a(x_s / A_i) \} \quad (13)$$

$$Z_b = \sum_{i=1}^{C_2} \{ (2^{\eta_j} - 1) \times p_b(x_s / B_j) \} \quad (14)$$

Le problème majeur, engendré par cet algorithme, est qu'il prend en compte toutes les intersections de l'image pour l'étude d'un pixel. Or en réalité, les données de télédétection sont grandement influencées par les attributs de leur voisinage mais peu par une information globale. Ainsi de nombreux algorithmes de classification ont été adaptés pour ne prendre en compte que l'aspect contextuel de l'image [8][9]. Il est donc plus logique d'utiliser l'aspect contextuel dans la définition des masses élémentaires. Ainsi, on estime la masse de chaque pixel x_s à partir de l'ensemble des pixels $x_v = (x_t)_{t \in V}$ avec $s \in V$, où V représente le voisinage d'étude. Les équations (9), (10), (11) et (12) restent inchangées, mais pour les équations (13) et (14), on note η_i (resp. η_j) le nombre d'intersections non nulles dans le contexte V entre l'ensemble A_i et B_j quelque soit

$$j \in [1, k_B] \text{ (resp. } i \in [1, k_A])$$

De plus, l'algorithme de classification FCM [6] (Fuzzy C-Means), pour l'initialisation du jeu de masse, n'est pas idéalement adapté pour des images de télédétection. En effet, des études sur la comparaison d'algorithmes de classification [3] ont montré que la segmentation statistique restitue plus de détails que la segmentation floue. En effet, le modèle statistique flou ne prend pas en compte la modélisation du bruit et résiste mal à la dégradation intrinsèque de l'image.

Nous allons donc utiliser, par la suite, un algorithme de décision statistique basé sur le modèle SEM : l'algorithme ASEM (Adaptative SEM). Cet estimateur adaptatif [8] donne de meilleurs résultats dans le cas d'images homogènes.

2.4 Processus de régularisation

Pour chaque intersection entre les sources A et B , une masse est donc définie par la relation (9). Le problème engendré par ce processus, est l'apparition de classes faussées due au bruit ou une mauvaise classification initiale des sources. Ainsi, il devient utile de définir un seuil à partir duquel les classes ne représentant pas un nombre significatif de pixel seront éliminées.

Parallèlement à cela, nous définissons un processus d'homogénéisation sur le résultat de la fusion en tenant compte de la vraisemblance du voisinage [5] par la définition d'une nouvelle masse appelée : « masse de fusion ». Cette masse est définie de la façon suivante :

$$m_f(s = A_i \cap B_j) = \frac{1}{8} \sum_{r \in V} \delta(s, r) \quad (15)$$

où δ représente le symbole de Kronecker

Cette nouvelle masse permet de redéfinir la relation (9) par :

$$m(A_i \cap B_j) = \frac{m_a(A_i \cap B_j) \times m_b(A_i \cap B_j) \times m_f(A_i \cap B_j)}{1 - K} \times 2^{\eta_i + \eta_j - 2} \quad (16)$$

$$K = \sum_{A_i \cap B_j \neq \emptyset} m_a(A_i \cap B_j) \times m_b(A_i \cap B_j) \times m_f(A_i \cap B_j) \times \{1 + 3.2^{\eta_i + \eta_j - 2}\} \quad (17)$$

2.5 Règle de décision

Il existe plusieurs méthodes pour estimer la prise de décision. Les décisions Dempster/Shafer les plus couramment utilisées sont : le maximum de crédibilité et le maximum de plausibilité. Mais d'autres critères ont été proposés [2]

Dans le cas de cette étude, nous prenons en compte la décision du maximum de crédibilité qui s'exprime simplement de la façon suivante :

$$\max(Cr(A_i \cap B_j)) = \max(m(A_i \cap B_j)) \quad (18)$$

2.6 Algorithme non-supervisée de classification multi-bandes

Cet algorithme peut être représenté par le diagramme suivant :

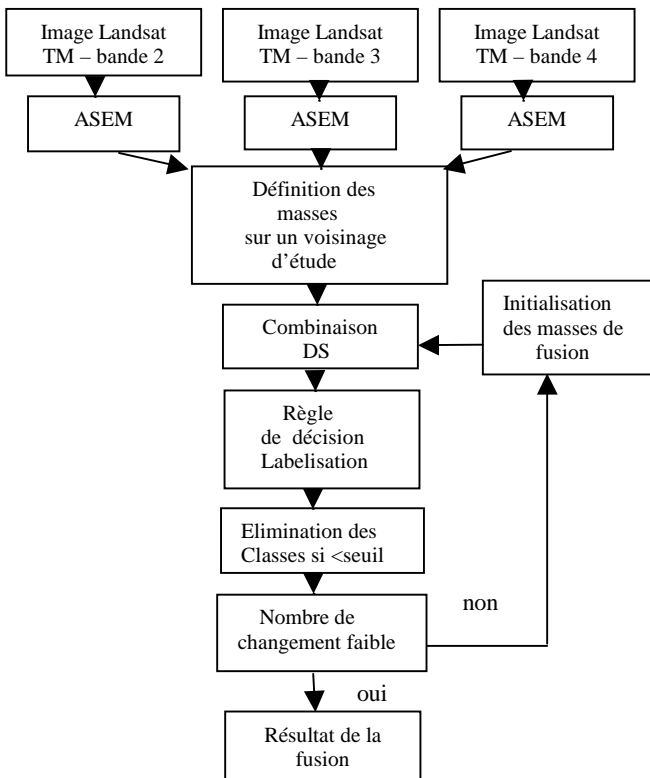


Figure 1 : Schéma de l'algorithme pour la fusion de trois bandes Landsat TM.

3. Applications aux images multi-bandes

3.1 Images simulées

Pour valider notre algorithme, nous avons simulé une image de champs de Gibbs 4 classes sur 3 bandes différentes et nous avons ainsi créé 3 séries d'images. Chaque série est composée de 2 bandes redondantes (Fig. 3.b et Fig 3.c) qui sont complémentaires à la troisième bande (Fig. 3.a).

Le bruit simulé, pour chaque image, sera un bruit blanc gaussien discriminé par les moyennes.

Tableau 1 : Paramètres des différentes images

Moyenne/classe		Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4
Série 1 $\sigma=20$	b1	30	120	60	120
	b2	60	40	60	120
	b3	30	40	30	120
Série 2 $\sigma=20$	b1	20	150	100	150
	b2	100	50	100	150
	b3	20	50	20	150
Série 3 $\sigma=20$	b1	20	120	80	120
	b2	80	40	80	120
	b3	20	40	20	120

La série 1 se distingue par des moyennes très proches pour chaque classe. Au contraire, la série 2 possède des moyennes relativement éloignées et la série 3 est une série intermédiaire.

La figure 2 montre les résultats de la fusion en fonction des différentes tailles de la fenêtre locale D. Nous pouvons constater que le taux d'erreurs se dégrade avec l'augmentation de la taille de la fenêtre locale. Inversement, une taille de fenêtre trop petite, D=1, entraîne une mauvaise classification finale. Nous pouvons également remarquer que le bruit influence le résultat de la fusion suivant la taille de la fenêtre. Ainsi, le gain sur le taux d'erreurs, entre différentes fenêtres, sera d'autant plus faible que le bruit sera important.

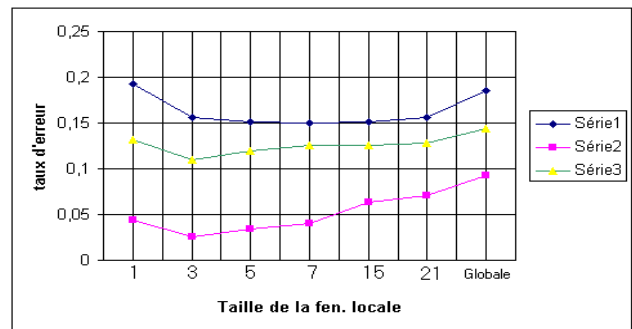


Figure 2 : Taux d'erreurs de la fusion contextuelle avec différentes tailles de la fenêtre locale

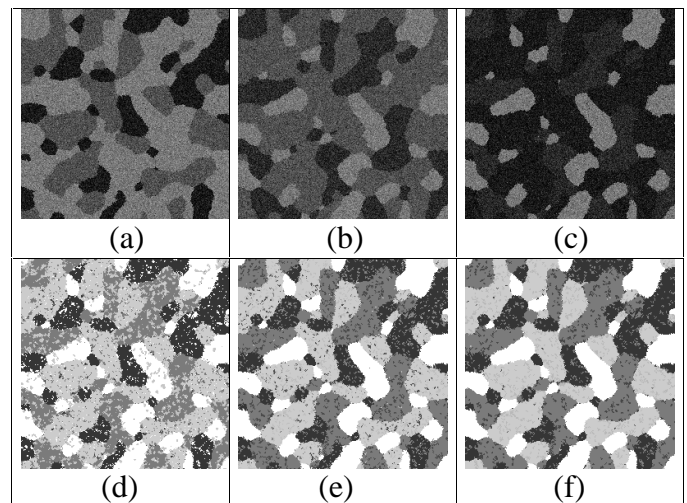


Figure 3 : Etude sur la série 3 des images; (a) Image bande 1 bruitée, 3 classes; (b) Image bande 2 bruitée, 3 classes; (c) Image bande 3 bruitée, 3 classes; (d) Image fusionnée DS Le Hégarat-Mascle 7 classes (83%); (e) Image fusionnée DS globale 6 classes (85%); (f) Image fusionnée DS contextuel 6 classes (89%);

Les résultats de la fusion, sur la série 3 des images (Fig 3), nous permet de constater une amélioration intéressante de la classification par l'algorithme de fusion contextuel (89%) face à la fusion globale (85%) et la fusion de le Hégarat-Mascle (83%).

3.2 Images LandSat TM

Les images collectées par le Centre Canadien de Télédétection (CCT), sont des images de la forêt du Labrador (Terre-Neuve, Canada) dans la région du Goose Bay.

Le capteur multi-bandes Landsat TM est un capteur dit « passif », c'est-à-dire qu'il mesure le rayonnement réfléchi par la surface terrestre sur des bandes spectrales bien définies. Si l'on étudie de façon précise l'information de la réflectance globale sur une zone de végétation, on s'aperçoit que les bandes significatives se situe sur les bandes TM2, TM3 et TM4.

Chaque bande possède une information qui lui est propre et donc complémentaire avec les autres bandes. De plus, l'ensemble des ces bandes va permettre une étude redondante des données.

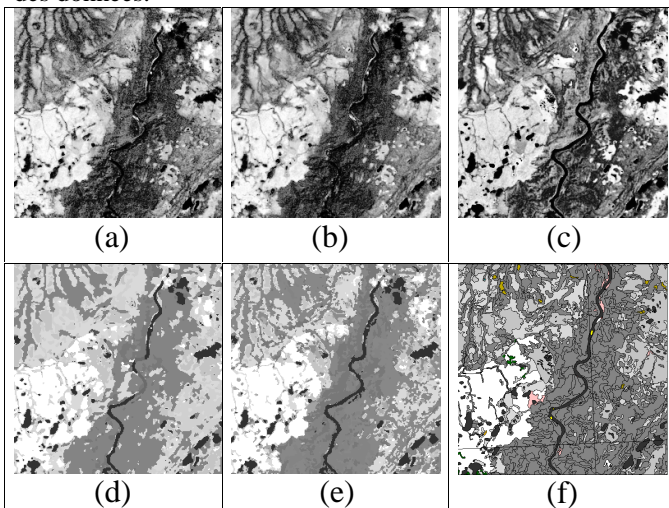


Figure 4 : (a) Image Landsat TM bande 2; (b) Image Landsat TM bande 3; (c) Image LandSat TM bande 4; (d) Image fusionnée DS contextuel; (e) Image fusionnée DS Le Hégarat-Mascle ; (f) Image de terrain.

L'application de l'algorithme contextuel sur les bandes spectrales des images du Labrador (Fig 4), nous permet de constater une amélioration de la classification finale. Les zones forestières représentées en gris foncé sur l'image de terrain (Fig 4.f) sont mieux identifiées par la fusion DS contextuel (Fig 4.d) que par la fusion globale (Fig 4.e) initialisée par l'algorithme FCM.

4. Conclusion

Nous avons développé un nouvel algorithme de fusion basé sur l'application d'un contexte spatial dans la théorie de

Dempster/Shافر. Les études menées ont permis de mettre en valeur l'apport de la fusion contextuelle face à la fusion globale, mais également de mieux définir l'algorithme d'initialisation des jeux de masse par l'utilisation d'un estimateur statistique (ASEM).

Les résultats obtenus, aussi bien pour les images simulées que pour les images Landsat Tm de la région du Labrador, donnent une amélioration de la classification sur la fusion des bandes. Nous constatons, plus particulièrement, une meilleure délimitation des zones forestières des images Landsat Tm.

Remerciements

Cette étude a été réalisée avec le soutien financier du conseil régional de Bretagne.

Références

- [1] Bloch I. et Maître H. *Fusion de Données en Traitement d'Images: modèles d'information et décisions*. Traitement du Signal, No. 6, 1994, 1811-1823.
- [2] Bracker H. *Utilisation de la théorie de Dempster/Shافر pour la classification d'images satellitaires à l'aide de données multi-sources et multi-temporelles*. Thèse, Université de Rennes1, 1996
- [3] Caillol H. *Segmentation statistique floue d'images*. Thèse, Université Paris 6, 1995.
- [4] Dempster A. P. *Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping*. Annals of Mathematical Statistics. AMS-38, 1967, pp. 325-339.
- [5] Le Hégarat-Mascle S., Bloch I., et Vidal-Madjar D. *Introduction of Neighborhood information in Evidence Theory and Application to Data Fusion of Radar and Optical Images with Partial Cloud Cover*. Pattern Recognition, vol. 31, No. 11, 1998, pp. 1811-1823.
- [6] Le Hégarat-Mascle. S., Bloch I., et Vidal-Madjar D. *Application of Dempster-Shافر Evidence Theory to Unsupervised Classification in Multisource Remote Sensing*. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, No. 4, Juillet 1999, pp 1018-1032.
- [7] Lee T., Richards J. A., et Swain P. H. *Probabilistic and Evidential Approches for Multisource Data Analysis*. IEEE trans. Geoscience Remote Sensing, vol. GRS-25, Mai 1987, pp. 283-293.
- [8] Quelle H.Ch., Boucher J.-M., et Pieczynski W. *Local Parameter Estimation and Unsupervised Segmentation of SAR Images*. In Proceedings of IGARSS'92, Houston, Texas, May 1992, pp 1111-1113.
- [9] Schistad Solberg A. H. *Contextual Data Fusion Applied to Forest Map revision*. IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, No. 3, Mai 1999, pp 1234-1243.
- [10] Shafer G. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, Princeton, NJ, 1976.