

Fusion de Méthodes pour la Classification de Zones Urbaines en Télédétection Satellites

Mathieu FAUVEL^{1,2}, Jocelyn CHANUSSOT¹, Jon Atli BENEDIKTSSON²

¹Laboratoire des Images et des Signaux - LIS / INPG
BP 46 - 38402 St Martin d'Herès - FRANCE

²Department of Electrical and Computer Engineering
University Of Iceland - Hjardarhaga 2-6, 107 Reykjavik, Iceland
mathieu.fauvel@lis.inpg.fr, jocelyn.chanussot@lis.inpg.fr
benedikt@hi.is

Résumé – Le thème de cet article est la fusion de méthodes pour la classification d'images panchromatiques haute résolution. Nous proposons un schéma de fusion pour agréger des résultats fournis par différents classificateurs. Les règles classiques de fusion ne combinent pas correctement les informations si celles-ci sont conflictuelles ou si elles proviennent de capteurs de fiabilité différente. La solution proposée dans cet article est de définir des mesures de confiance, au niveau local et global, basées sur la théorie des ensembles flous. La fusion est ensuite réalisée avec un opérateur de fusion adaptatif. Cette méthode a été testée sur une image panchromatique Ikonos haute résolution, les résultats sont meilleurs que ceux obtenus en utilisant séparément les classificateurs.

Abstract – The fusion of methods for the classification of panchromatic high-resolution satellite remote sensing images from urban areas is addressed. In this paper we propose to aggregate the results provided by different classifiers with complementary properties. Classical combination rules fail to properly combine conflictual information or information provided by sources with different reliabilities. To overcome those problems, the proposed approach is based on the definition of two measures of accuracy. Based on fuzzy set theory, both a local and a global accuracy are defined for each classifier. The fusion is then performed with an adaptive fuzzy combination operator. In terms of classification accuracy, the proposed method performs better than each classifier used separately. Results are presented on panchromatic IKONOS image.

1 Introduction

Cet article traite de la classification d'images satellitaires haute résolution de zones urbaines. Cette technique a pour objectif de déterminer les structures présentes dans l'image et d'associer chaque pixel de l'image à une structure. Plusieurs approches ont été envisagées, elles se basent généralement sur une étape d'extraction de caractéristiques et une étape de classification [1].

Lors d'études précédentes, des méthodes de classification d'images panchromatiques ont été proposées. Benediktsson *et al.* ont utilisé des filtres issus de la morphologie mathématique pour extraire des informations sur la taille, la forme et le contraste local des structures. La classification est ensuite réalisée par un réseau de neurones [2]. Dans [3], Chanussot *et al.* ont mis en place un classificateur flou, basé sur la même méthode d'extraction de caractéristiques. Ces deux méthodes donnent des résultats satisfaisants. Cependant si les résultats sont bons pour certaines classes de l'image, ils ne le sont pas pour toutes, les erreurs se produisant à des pixels différents. Dans cet article, nous proposons de fusionner les résultats fournis par les différents algorithmes afin de tirer profit de chacun d'eux.

La fusion de données consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision [4]. Pour notre application cela consiste à utiliser seulement l'information pertinente fournie par les algorithmes de classification. C'est une opération difficile en raison des diffé-

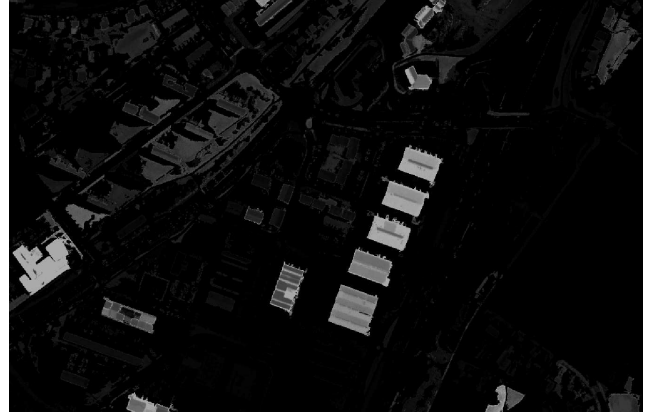
rences de nature et de précision des résultats. Le problème qui se pose est de savoir, pour chaque pixel, quelle est la source qui donne l'information la plus précise. En d'autres termes, quelle confiance pouvons-nous avoir envers les différentes sources ? Pour répondre à cette question il est nécessaire de définir des mesures de confiance au niveau local (pour le pixel considéré) ainsi qu'au niveau global (pour chaque source). De plus l'opérateur de fusion doit pouvoir adapter son comportement (conjonctif, disjonctif . . .) selon l'information de confiance.

La solution proposée dans cet article consiste à construire un ensemble flou avec les résultats de chaque source et de calculer le degré de flou de cet ensemble. Nous supposons qu'un degré de flou élevé correspond à une faible fiabilité. La confiance globale est définie pour tous les résultats de chaque source, elle représente la fiabilité d'une source pour une classe donnée par rapport aux autres sources. L'opérateur de fusion utilisé est issu de la logique floue [5, 6].

Le plan de cet article est le suivant : dans la deuxième section nous présentons brièvement les ensembles flous et la théorie des possibilités. Le problème de la fusion d'informations imparfaites et conflictuelles est étudié dans la troisième section. L'approche proposée est détaillée et les résultats sont donnés dans la section 4. Enfin dans la dernière section, nous discutons des apports et des perspectives offertes par cette étude.



a



b

FIG. 1 – Images d'appartenance : *a* et *b* représentent les images d'appartenance à la classe *grands bâtiments* produites respectivement par le réseau de neurones [2] et le classifieur flou [3] pour l'image originale présentée sur la figure 3(a).

2 Ensemble flou et représentation des données

2.1 Ensemble flou

Les ensembles flous ont été introduits par L.Zadeh [7] comme une extension des ensembles classiques. La théorie des ensembles flous permet l'appartenance graduelle d'un élément à un ensemble. Si on note U l'espace de référence, x un élément de U et X un sous ensemble flou de U , l'appartenance d'un élément x à X est définie par la fonction d'appartenance μ_X de X :

$$\mu_x : U \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

Une caractéristique importante des ensembles flous est leur *degré de flou*. Ce degré représente l'éloignement de l'ensemble flou à un ensemble binaire classique. Plus la fonction d'appartenance aura des valeurs exclusivement proches de 0 ou 1, plus le degré de flou de l'ensemble correspondant sera faible. Ebanks dans [8], propose que les mesures de flou satisfassent les cinq propriétés suivantes :

1. $\forall \mu \in U, f(\mu) = 0 \Leftrightarrow \mu$ est un ensemble vide
2. $f(\mu)$ est maximum si et seulement si $\forall x \in U, \mu(x) = 0.5$
3. $\forall (\mu, \nu) \in U^2, f(\mu) \geq f(\nu)$ si $\forall x \in U$

$$\begin{cases} \nu(x) \geq \mu(x) & \text{si } \mu(x) \geq 0.5 \\ \nu(x) \leq \mu(x) & \text{si } \mu(x) \leq 0.5 \end{cases}$$
4. $\forall \mu \in U, f(\mu) = f(\bar{\mu})$. Un ensemble flou et son complémentaire ont le même degré de flou
5. $\forall (\mu, \nu) \in U^2, f(\mu \cup \nu) + f(\mu \cap \nu) = f(\mu) + f(\nu)$

Bezdeck dans [9] a défini une classe de fonctions paramétrables satisfaisant ces cinq propriétés : la *Multiplicative Class*.

$$H_*(\mu_X) = K \sum_{i=1}^n g(\mu_X(x_i)), \quad K \in \mathbb{R}^+ \quad (2)$$

avec $g(\mu)$ défini de la manière suivante :

$$\begin{cases} \hat{g}(t) &= h(t)h(1-t) \\ g(t) &= \hat{g}(t) - \min_{0 \leq t \leq 1} \hat{g}(t) \end{cases} \quad (3)$$

où h est une fonction croissante concave sur $[0,1]$. En posant $h(t) = t^\alpha$ avec $0 < \alpha < 1$, on peut définir une famille de mesures de flou appelée α -*Quadratic entropy*. Le paramètre α permet de moduler l'influence des valeurs de la fonction d'appartenance.

$$H_{\alpha QE}(\alpha, \mu_X) = \frac{1}{n2^{-2\alpha}} \sum_{i=1}^n \mu_X(x_i)^\alpha (1 - \mu_X(x_i))^\alpha \quad (4)$$

La sensibilité de cette mesure peut être ajustée à l'aide du paramètre α . Pour une valeur proche de zéro, la sensibilité sera faible et cette mesure sera insensible aux différences de degré de flou entre deux ensembles. Inversement, pour une valeur trop proche de un, la sensibilité sera trop forte.

2.2 Représentation des classes

Pour un pixel donné x , on représente les résultats fournis par le classifieur i par l'ensemble :

$$\left\{ \mu_i^1(x), \mu_i^2(x), \mu_i^3(x), \dots, \mu_i^j(x), \dots, \mu_i^n(x) \right\} \quad (5)$$

où n est le nombre de classes considéré et $\mu_i^j(x) \in [0, 1]$ représente l'appartenance du pixel x à la classe j selon le classifieur i . Ces ensembles sont assimilés à des ensembles flous. Pour chaque pixel, les entrées du processus de fusion sont les m ensemble flous, m étant le nombre de classifieur.

Ces ensembles peuvent être visualisés en recadrant les valeurs d'appartenance entre 0 et 255. Les figure 1(a) et 1.(b) représentent les valeurs d'appartenance à la classe *grands bâtiments* calculées avec deux classifieurs différents.

3 Fusion d'information

Le but de la fusion de données pour la classification est de sélectionner l'information pertinente provenant de plusieurs sources. On suppose que lors d'un conflit, au moins une source donne le bon résultat. Pour notre application les sources seront les différents classifieurs.

Typiquement, il existe trois modes de combinaison : conjonctif, disjonctif et intermédiaire. Le mode conjonctif est généralement utilisé lorsque les sources sont de fiabilité égale. L'opérateur *min* est un exemple d'une telle combinaison. Le mode

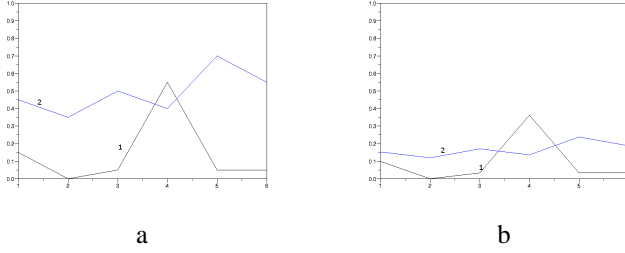


FIG. 2 – Effet de la normalisation. La figure a montre deux ensembles flous de degré de flou différent ($f_{m1} = 0.51$, $f_{m2} = 0.97$, $w_1 = 0.65$, $w_2 = 0.35$). b montre les effets de la normalisation. L'influence du second classifieur est réduite par la normalisation.

disjonctif est généralement utilisé lorsque les sources sont de fiabilités différentes. L'opérateur *max* est un exemple d'un tel mode. Ces deux modes de combinaison ne gèrent pas le cas de sources en conflit, de plus on ne peut pas ajouter d'informations *a priori* sur la fiabilité des sources.

L'action des mesures de fiabilité visera à éliminer l'information peu fiable. En pratique, il faut d'abord identifier ces valeurs peu fiables (c'est le rôle des mesures de fiabilité) puis ne retenir que l'information pertinente (c'est le rôle de l'opérateur de fusion).

Nous allons maintenant expliquer comment sont estimées les fiabilités locale et globale puis comment l'opérateur de fusion prend en compte ces informations.

3.1 Mesure de fiabilité

L'ensemble des informations fournies par une source pour un pixel est représenté sous la forme d'un ensemble flou. Nous supposons que lorsqu'une source fournit un résultat *sûr*, cet ensemble sera proche d'un ensemble binaire (voir figure 2). Au contraire lorsque la source est *indécise* aucune possibilité ne devrait être *significativement* plus grande que les autres. En terme de degré de flou, l'ensemble construit avec une source sûre aura un faible degré contrairement à un ensemble construit avec une source indécise. A l'aide des degrés de flou on définit des facteurs de normalisation :

$$w_i = \frac{\sum_{k=0, k \neq i}^n H_{\alpha QE}(\alpha, k)}{(n-1) \sum_{k=0}^n H_{\alpha QE}(\alpha, k)} \quad (6)$$

où $H_{\alpha QE}(\alpha, k)$ est le degré de flou de la source k . Lorsque le degré de flou de la source i est faible, w_i sera proche de 1, la normalisation n'aura que peu d'influence sur les valeurs de la source i . En revanche lorsque le degré de flou est élevé, la valeur de w_i sera faible et les valeurs de la source seront diminuées. Un exemple de cette normalisation est donnée figure 2. Le paramètre α est choisi égal à 0.5, cette valeur assure une bonne sensibilité quels que soient les ensembles flous.

La fiabilité globale est définie pour chaque classifieur et pour chaque classe par le paramètre f_i^j . Cette mesure est déterminée par une étude des résultats fournis par les classifieurs utilisés séparément. On compare le pourcentage de pixels bien traités par classe et la préférence est donnée aux classifieurs obtenant

TAB. 1 – Résultats de la classification de l'image Ikonos

	Réseau de neurones	Logique floue	Fusion
Grands bâtiments %	26.2	46.7	47.4
Maisons individuelles %	33.4	67.8	67.4
Grandes routes %	59.1	58.8	43.7
Petites routes %	55.6	9.8	55.7
Espaces verts %	30.9	52.2	60.9
Ombres %	32.7	83.8	86.6
Global %	40.3	52.1	59.1

les meilleurs résultats pour la classe considérée. Si pour une classe j , l'utilisateur considère que les résultats fournis par le classifieur i sont satisfaisants, le paramètre f_i^j est mis à 1. Autrement, le paramètre est mis à 0. Cet indice de fiabilité étant binaire, on suppose que pour chaque classe au moins un classifieur fournit des résultats satisfaisants.

3.2 Opérateur de fusion

L'opérateur proposé est issu de la logique floue [5, 6]. Il permet d'utiliser l'information *a priori* sur la fiabilité des sources :

$$\mu_f^j(x) = \max \left\{ \min(w_i \mu_i^j(x), f_i^j(x)), i \in [1, m] \right\} \quad (7)$$

où f_i^j est la confiance globale envers le classifieur i pour la classe j , w_i est le facteur de normalisation définie dans (6) et $\mu_i^j(x)$ l'ensemble flou décrit dans (5). Cet opérateur assure que pour chaque pixel, seules les informations pertinentes sont prises en compte.

4 Résultats expérimentaux

Nous décrivons dans cette partie le processus de fusion appliqué à la classification de zones urbaines en imagerie satellitaire. Lors d'une première étape, les classifieurs sont appliqués séparément, sans prise de décision. Ensuite les résultats fournis pour chaque pixel sont fusionnés suivant la règle (7). Chaque pixel est assigné à la classe possédant l'appartenance la plus grande après la fusion. La méthode proposée a été testée sur une image panchromatique Ikonos haute résolution. Cette image est de taille 976 par 640 pixels et a une résolution spatiale de 1 mètre (voir figure 3(a)). Pour cette image, six classes ont été définies : grands bâtiments, maisons individuelles, grandes routes, petites routes, espaces verts et ombres.

Dans cette expérience, deux classifieurs ont été utilisés. Le premier utilisant un réseau de neurones, présenté dans [2] et le second utilisant un algorithme basé sur la logique possibiliste décrit dans [3]. Les résultats¹ fournis par les classifieurs utilisés séparément sont donnés dans le tableau 1.

À la lecture de ces résultats, on peut noter le classifieur basé sur la logique floue donne globalement de meilleurs résultats. Néanmoins pour les classes « petites et grandes routes » c'est le réseau de neurones qui donne de meilleurs résultats. L'objectif de la fusion est de tirer bénéfice de ces deux classifieurs au comportement complémentaire pour améliorer la pertinence de la classification.

¹Ces résultats sont calculés à partir d'une image manuellement référencée.

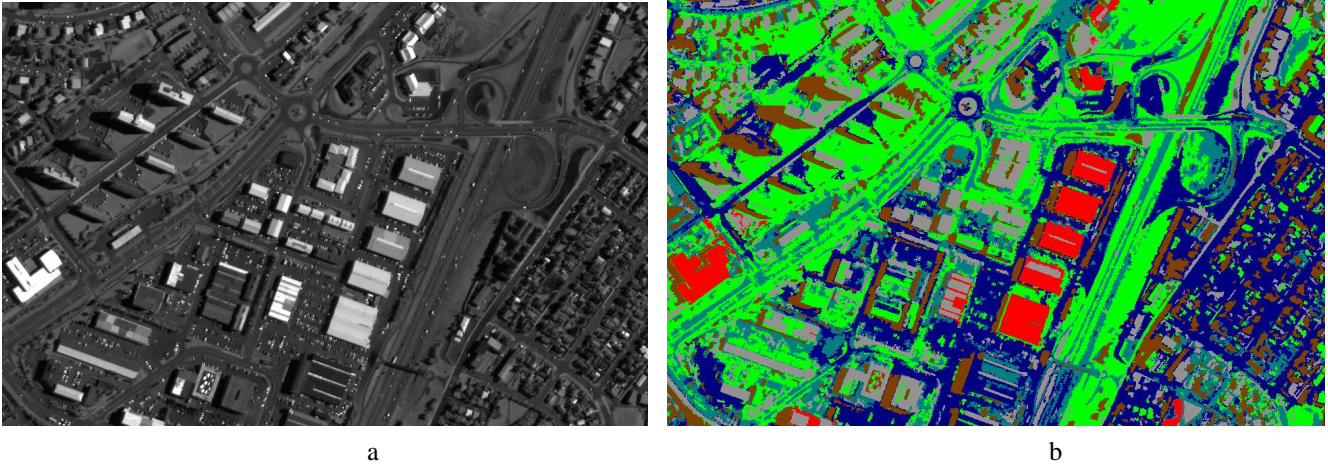


FIG. 3 – a. Image Ikonos de Reykjavik, Islande. b. Résultat de la classification. Rouge = grands bâtiments, gris = maisons individuelles, bleu foncé = petites routes, bleu clair = grandes routes, verts = espaces verts et marron = ombres.

TAB. 2 – Indices de confiance

	NN	FL
Grands bâtiments	0	1
Maisons individuelles	0	1
Grandes routes	1	1
Petites routes	1	0
Espaces verts	0	1
Ombres	0	1

Les confiances locales sont calculées à l'aide de l'opérateur (6) dont le paramètre α est choisi égal à 0.5. Les indices de confiance globale sont donnés dans le tableau 2. Les résultats de la fusion sont donnés dans le tableau 1.

Le pourcentage de pixels bien classés augmente de 52.1% à 59.1% grâce à la fusion. Les grands bâtiments et les maisons individuelles sont aussi bien classés après qu'avant la fusion. En revanche, le taux de bonne classification des petites routes passe de 9.8% à 55.7% grâce à l'utilisation des informations fournies par le réseau de neurones. Cependant, le pourcentage de pixels grandes routes bien classé diminue de 59.1% à 43.7%. L'image classifiée est donnée figure 3(b).

5 Conclusion

Une méthode de fusion de données a été présentée. Grâce à une règle de combinaison floue, elle permet d'utiliser la complémentarité des informations fournies par les sources. Pour contrôler le processus de fusion, deux indices de confiance ont été définis. Le premier indice est défini de manière globale pour chaque classifieur et pour chaque classe et n'évolue pas au cours de la fusion. Le second indice estime la fiabilité des résultats fournis par les classifieurs calculée pour chaque pixel.

Les expériences menées avec deux sources ont permis d'améliorer les résultats de la classification.

Le caractère général du schéma de fusion proposé permet aisément l'extension de son utilisation au cas n -sources. De plus des algorithmes spécialisés, tels que des détecteurs de routes, peuvent être intégrés lors de la fusion. Pour des données multi spectrales, cette méthode permet l'utilisation d'algorithmes n'exploitant pas le caractère multi-spectral des images. Ces algorithmes peuvent être appliqués sur chaque bande et ensuite les

résultats obtenus à partir de chaque bande peuvent ainsi être fusionnés.

Une des limitations de cette méthode est l'utilisation d'indice de confiance globale binaire. L'orientation de nos futurs travaux visera à intégrer des indices de confiances flous et à remplacer les opérateurs max et min par des T -conormes et des T -normes respectivement moins indulgentes et moins sévères.

Références

- [1] D. A. Landgrebe. *Signal Theory Methods in Multispectral Remote Sensing*. John Wiley and Sons, New Jersey, 2003.
- [2] J.A. Benediktsson, M. Pesaresi, and K. Arnason. Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9):1940–1949, September 2003.
- [3] J. Chanussot, J. A. Benediktsson, and M. Vincent. Classification of remote sensing images from urban areas using a fuzzy model. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 1, pages 556 – 559. IGARSS '04. Proceedings, September 2004.
- [4] F. Tupin, I. Bloch, and H. Maitre. A first step toward automatic interpretation of sar images using evidential fusion of several structure detectors. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(3):1327–1343, May 1999.
- [5] H. Prade and D. Dubois. Possibility theory in information fusion. *Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion*, 2000.
- [6] I. Bloch. *Fusion d'informations en traitement du signal et des images*. GERMES LAVOISIER, 11 rue Lavosier, 75008 Paris, 2003.
- [7] Zadeh L.A. Fuzzy sets. *Information and Control*, pages 338–353, 1965.
- [8] B R Ebanks. On measures of fuzziness and their representations. *J.Math. Analysis and Application*, 94:421–427, 1983.
- [9] C Bezdek. Measuring fuzzy uncertainty. *IEEE Transactions On Fuzzy Systems*, pages 107–118, 1994.