

Vers une approche collaborative segmentation-classification pour l'analyse d'images de télédétection

A. Troya-Galvis¹

P. Gançarski²

ICube, Université de Strasbourg
300 Bd Brant - CS 10413 67412 cedex - France

¹ troyagalvis@unistra.fr

² gancarski@unistra.fr

Résumé

L'interprétation automatique d'images de télédétection à très haute résolution spatiale est une tâche complexe. Les approches d'analyse d'images orientées objets sont couramment utilisées afin de résoudre ce problème ; mais leurs résultats dépendent fortement de la segmentation d'images. Or, il n'existe pas de méthode de segmentation universelle permettant d'isoler correctement les différents objets à extraire. Nous proposons ici un cadre formel de collaboration entre un segmenteur et un classifieur pour améliorer conjointement la segmentation et la classification pour une classe thématique donnée.

Mots Clef

Segmentation, Classification, Approches collaboratives, Analyse d'images.

Abstract

Automatic interpretation of very high spatial resolution remote sensing images is a complex task. Object based image analysis approaches are commonly employed in order to solve this problem. The results of this kind of methods depend on an early image segmentation step. However, there is no universal algorithm for segmenting every kind of object of interest. We propose a collaboration framework between segmentation and classification agents in order to improve both aspects at the same time.

Keywords

Segmentation, Classification, Collaborative methods, Image Analysis.

1 Introduction

L'interprétation automatique d'images de télédétection est une tâche complexe dont les applications sont variées, telles que l'analyse de l'évolution urbaine [12], la prévention de désastres naturels [16], ou le suivi d'écosystèmes [4]. Les méthodes orientées pixel sont devenues obsolètes avec l'apparition des images à très haute

résolution spatiale (THRS). En effet, les pixels de celles-ci représentent une surface terrestre allant de 50 cm × 50 cm à 2 m × 2 m, à ce niveau de détails un seul pixel ne suffit plus pour décrire un objet géographique. Le paradigme d'analyse d'images basé objets (*Object Based Image Analysis*, **OBIA** [1]) s'est donc imposé comme technique de prédilection pour traiter ce type d'images. Ces approches reposent sur l'hypothèse que les objets à extraire sont représentés dans l'image par des ensembles de pixels ayant des caractéristiques similaires, une première étape de segmentation est donc effectuée sur l'image pour regrouper au mieux les pixels qui représentent chaque objet d'intérêt. Ensuite, divers attributs sont calculés sur ces segments afin de mieux les décrire tels que des descripteurs géométriques ou texturaux permettant ainsi de ne plus se limiter aux seules propriétés radiométriques des objets. Finalement, des méthodes d'apprentissage supervisé ou non peuvent être appliquées afin de classer les segments ou pour proposer de nouvelles classes potentiellement intéressantes pour l'expert.

Cependant, la segmentation d'images est un problème mal posé, la notion de qualité étant subjective et dépendante du contexte. De fait, il n'existe pas de méthode universelle permettant de segmenter de manière optimale la totalité des objets géographiques d'intérêt. Or la segmentation de l'image est une étape critique puisque ses résultats influent directement sur la pertinence des attributs calculés et donc sur la performance des algorithmes de classification : il est primordial de fournir à l'algorithme de classification la segmentation la plus à même d'optimiser celle-ci. Ainsi, il semble à la fois naturel et intéressant de faire interagir ces deux paradigmes entre eux afin d'améliorer conjointement et progressivement leurs résultats mutuels.

Dans cet article, nous proposons un cadre formel de collaboration segmentation-classification pour l'analyse d'images de télédétection.

La suite de cet article se déroule comme suit : dans la section 2 l'état de l'art en interprétation automatique d'images de télédétection est présenté ; dans la section 3 un

cadre pour la collaboration multi-paradigme segmentation-classification est proposé ; dans la section 4 des premiers résultats expérimentaux sont présentés ; finalement dans la section 5 nous introduisons nos perspectives de recherche à court et moyen termes.

2 État de l’art

De nombreux travaux dans la littérature ont traité la combinaison segmentation-classification d’images de télédétection. Par exemple, Lizarazo et Elsner ont proposé dans [9] un cadre de segmentation floue à partir de classeurs flous pour chaque classe thématique. Dérivaux et al. ont mis en place dans [5] une méthode de segmentation supervisée qui adapte les paramètres de l’algorithme watershed à partir d’exemples données par un expert et d’algorithmes évolutionnaires. Kurtz et al. emploient dans [8] une méthode hiérarchique et multi-résolution pour la segmentation et l’extraction d’objets urbains complexes. Mahmoudi et al. ont proposé dans [10] un système multi-agent pour la classification des images de télédétection où chaque agent est spécialisé dans l’extraction d’une classe thématique donnée et un agent particulier permet la communication entre les différents agents afin de faciliter la résolution de conflits. Récemment, Hoffman et al. ont formalisé dans [7] un cadre pour l’analyse d’image basée agents, l’objectif étant de combiner les concepts du paradigme multi-agent aux approches OBIA pour faciliter la complète automatisation du processus, spécialement la sélection de règles de classification ainsi que des paramètres de segmentation.

3 Mieux classifier pour mieux segmenter

Les approches classiques de combinaison segmentation-classification appliquent la segmentation puis la classification de manière séquentielle, en assumant que la segmentation utilisée pour la classification est la meilleure. Farmer et al. ont défini dans [6] un cadre de segmentation guidée par la classification. La particularité de cette approche est qu’elle effectue la segmentation de manière conjointe avec la classification. L’approche conjointe consiste à effectuer des aller-retours entre la segmentation et la classification : la qualité de la classification est prise comme mesure de qualité pour la segmentation. L’objectif de Farmer et al. est néanmoins différent à celui de l’analyse d’images de télédétection. En effet, il s’agit d’extraire un seul objet de l’image dont on connaît approximativement la position. En revanche, en télédétection il s’agit de l’extraction d’un ou plusieurs types d’objets dont on ne connaît pas *a priori* ni le nombre ni la position.

Comme il nous semble possible d’effectuer des segmentations indépendantes pour chaque classe thématique recherchée [11], ce qui permet de centrer les efforts de l’algorithme de segmentation sur les propriétés particulières des objets de chaque classe, en nous inspirant du modèle de Farmer et al., nous proposons un cadre formel permet-

tant l’interaction entre un segmenteur et un classeur pour l’extraction d’une classe thématique donnée.

3.1 Définitions préliminaires

Soit C la classe thématique à extraire, nous définissons les concepts suivants :

Segmenteur de classe : agent noté S_C , doté d’un critère de qualité permettant de déterminer si un segment est sur-, sous-, ou bien segmenté par rapport aux objets de la classe C . Cet agent est muni d’opérateurs permettant de modifier localement les segments (e.g. fusion, scission, agrandissement, rétrécissement, etc.).

Extracteur de classe : agent noté E_C , doté d’un modèle de classement M supposé optimal appris au préalable et donnant pour un segment R_i de l’image sa probabilité d’appartenance à la classe C : $P(R_i \in C|M)$.

Classe-Segmenteur : agent noté CS_C , composé d’un couple (S_C, E_C) et gérant la collaboration entre un segmenteur et un extracteur de la classe C visant à optimiser l’identification des objets de la classe thématique C

Décision sur la classification. On définit deux seuils T_{\in} (proche de 1) et T_{\notin} (proche de 0) donnant pour chaque segment R_i de l’image son appartenance ou non à la classe C par :

$$\begin{cases} P_C(R_i) = 1 \text{ si } P(R_i \in C|M) \geq T_{\in} \rightarrow R_i \in C \\ P_C(R_i) = 0 \text{ si } P(R_i \in C|M) \leq T_{\notin} \rightarrow R_i \notin C \\ P_C(R_i) = P(R_i \in C|M) \text{ sinon } \rightarrow R_i \text{ n'est pas décidé} \end{cases} \quad (1)$$

3.2 Classe-segmentation

Nous appelons classe-segmentation le processus d’optimisation géré par un Classe-Segmenteur CS_C , l’objectif de la collaboration étant de réduire au maximum le nombre de segments non décidés.

Le processus consiste en une suite d’échanges de messages/actions entre le segmenteur S_C et l’extracteur E_C en deux grandes étapes :

1. La segmentation courante (donnée initialement par l’expert) est classée par l’extracteur. La classification obtenue est évaluée suivant un critère donné.
2. Si la qualité désirée n’est pas atteinte, un segment non décidé (Eq. 1) est sélectionné et un opérateur de modification lui est appliqué. Retour en 1

Afin de spécifier ce processus, il est nécessaire de définir au préalable :

- le critère de qualité Q_{cs} à optimiser par le classe-segmenteur ;
- la stratégie pour choisir le segment à modifier ;
- la stratégie de modification du segment candidat ;
- la stratégie permettant d’éviter la convergence prématurée.

Critère de qualité. Le critère Q_{cs} estime la qualité locale du Classe-Segmenteur à chaque étape de la collaboration. Il est défini comme un score borné entre 0 (aucun segment n'est décidé) et 1 (tous les segments sont décidés) par :

$$Q_{cs} = \frac{1}{N_R} \left(\sum_{i|P_C(R_i) > T_\in}^{N_R} P_C(R_i) + \sum_{i|P_C(R_i) < T_\in}^{N_R} 1 - P_C(R_i) \right) \quad (2)$$

Avec N_R le nombre de segments dans la segmentation. Ainsi, lorsque Q_{cs} est optimale, le nombre de segments non décidés est minimal. En effet, Q_{cs} calcule la probabilité moyenne qu'un segment soit positive ou négativement classé ; les segments non décidés sont pénalisés puisque la moyenne est effectuée sur la totalité des segments, et leur probabilité de classement n'est pas prise en compte dans le calcul.

Ce critère nous permet d'évaluer la qualité du résultat de manière non supervisée pourvu que l'extracteur soit capable de d'extraire correctement les objets de la classe C de ceux qui n'y appartiennent pas.

Sélection du segment candidat. Définir une bonne stratégie pour choisir le segment devant être modifié est primordiale. En effet, il faut s'assurer que les modifications ont effectivement une forte probabilité d'améliorer la qualité du classe-segmenteur. L'idée ici est donc de choisir à chaque fois le segment le plus "ambigu" (c'est à dire le moins décidé) en espérant qu'après modification, celui-ci aura une meilleure probabilité d'appartenance (ou non appartenance) à la classe C . Soit T_{med} , la valeur médiane entre les deux seuils T_\in et T_∞ : $T_{med} = \frac{T_\in - T_\infty}{2}$. Pour une segmentation \mathcal{S} le segment dont la probabilité de classification est la plus proche de T_{med} est sélectionné comme suit :

$$candidat(\mathcal{S}) = \arg \min_{R_i} |P_C(R_i) - T_{med}| \quad (3)$$

Modification locale. Les modifications à appliquer au segment candidat R_c sont choisies en fonction de la qualité de segmentation de celui-ci, l'algorithme 1 illustre ce traitement. En effet, si R_c est sur-segmenté (trop petit), il sera fusionné avec son plus proche voisin en termes de radio-métrie ; si R_c est sous-segmenté (trop large), il sera rétréci par une opération d'érosion morphologique ; et si R_c est bien isolé, alors plusieurs modifications sont effectuées de manière indépendante et celle dont la probabilité de classement est la plus haute est conservée. Finalement, la modification n'est appliquée définitivement que si elle améliore la probabilité de classement initiale.

Arrêt et convergence prématurée. Pour évaluer la qualité de la solution courante, le critère de qualité globale Q_{cs} est utilisé. Or une modification locale du segment candidat peut amener la méthode à dégrader le résultat courant. Ne pas admettre de telles dégradations peut amener à une convergence prématurée vers un minimum local. Afin de tenter d'éviter celle-ci, des étapes dégradant le résultat sont

Algorithme 1 : Modification_locale

Data : Segment R_c , Segmenteur S_C , Extracteur E_C

Result : Segment R_m

if *sursegmentation*(R_c) **then**
 $R_n \leftarrow \text{fusion}(R_c, \text{plusProcheVoisin}(R_c))$

else if *soussegmentation*(R_c) **then**
 $R_n \leftarrow \text{decroissance}(R_c)$

else

$R_n \leftarrow \arg \max_{R_{tmp}} P_{C_i}(R_{tmp})$;

$R_{tmp} \in \{\text{croissance}(R_c), \text{decroissance}(R_c), \text{fusion}(R_c, \text{plusProcheVoisin}(R_c))\}$

if $P_{C_i}(R_n) > P_{C_i}(R_c)$ **then**

$R_m \leftarrow R_n$

else

$R_m \leftarrow R_c$

admisses avec retour à la meilleure solution en cas de non amélioration. Après un nombre donné de retours en arrière sans amélioration ou en cas de stabilisation de la qualité du résultat, la classe-segmentation s'arrête.

3.3 Processus collaboratif classification-segmentation

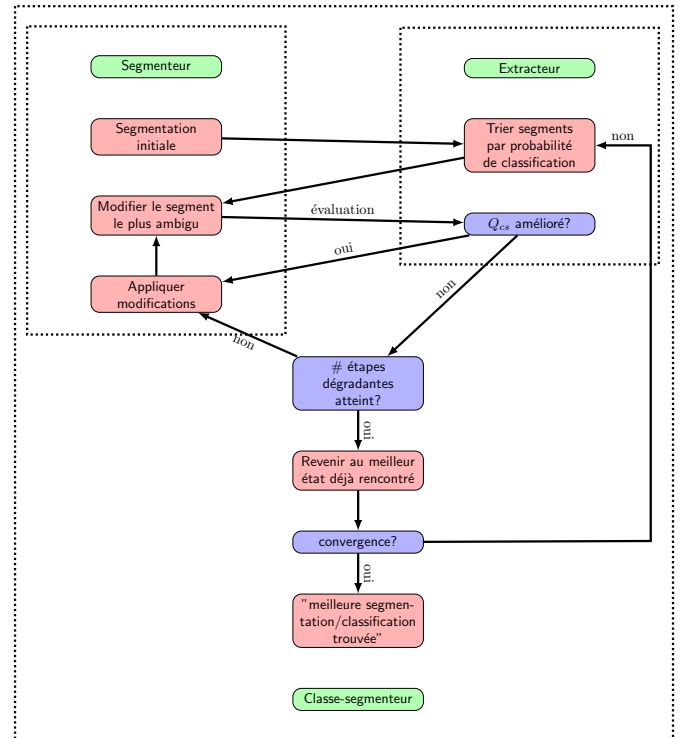


FIGURE 1 – Schéma de la classe-segmentation.

La figure 1 décrit le processus global que nous proposons. A partir d'une segmentation initiale donnée :

1. Appliquer le classeur à tous les segments (modifiés) et calculer les probabilités d'appartenance (po-

sitives, négatives et non décidées).

2. Les segments classés positivement ou négativement sont fixés et ne seront plus modifiés ;
3. Sélectionner et modifier un segment
4. Répéter tant Q_{cs} n'est pas satisfaisante et tant qu'il y a amélioration.

A la fin du processus nous obtenons un ensemble de segments classés positivement (resp. négativement) appartenant (resp. n'appartenant pas) à la classe C et un ensemble de segments non décidés en espérant que ce dernier ensemble soit le plus petit possible. L'algorithme associé (Algo. 2) décrit le déroulement complet de la collaboration. L'algorithme comporte 5 paramètres : une segmentation initiale, de préférence adaptée aux objets de la classe C ; un segmenteur et un extracteur spécialisés dans l'extraction de la classe C ; et deux entiers D et B qui permettent de modifier le comportement de la stratégie pour éviter la convergence prématurée. D correspond au nombre d'étapes dégradantes qui sont admises par le processus, et B correspond au nombre maximum de retours en arrière autorisés sans rencontrer une amélioration des résultats.

Algorithme 2 : Classe-segmentation

Data : Segmentation \mathcal{S}_{init} , Segmenteur $S_i(\mathcal{S}_{init})$,
Extracteur E_i , Entier D , Entier B

Result : Segmentation \mathcal{S}_{final} , Nombre[] probas, Nombre
qualité

```

begin
   $D_{count} \leftarrow 0$ 
   $B_{count} \leftarrow 0$ 
   $\mathcal{S}_{current} \leftarrow \mathcal{S}_{init}$ 
   $\mathcal{S}_{best} \leftarrow \mathcal{S}_{init}$ 
  while  $B_{count} < B$  do
     $R_c \leftarrow \text{candidat}()$ 
     $R_m \leftarrow \text{Modification\_locale}(R_c, \mathcal{S}_{current}, E_i)$ 
     $\mathcal{S}_{tmp} \leftarrow \text{apply}(R_m, \mathcal{S}_{current})$ 
    if  $Q_{cs}(\mathcal{S}_{tmp}) > Q_{cs}(\mathcal{S}_{current})$  then
       $\mathcal{S}_{current} \leftarrow \mathcal{S}_{tmp}$ 
       $\mathcal{S}_{best} \leftarrow \mathcal{S}_{current}$ 
       $D_{count} \leftarrow 0$ 
       $B_{count} \leftarrow 0$ 
    else if  $D_{count} < D$  then
       $D_{count} \leftarrow D_{count} + 1$ 
       $\mathcal{S}_{current} \leftarrow \text{apply}(R_m)$ 
    else
       $B_{count} \leftarrow B_{count} + 1$ 
       $D_{count} \leftarrow 0$ 
       $\mathcal{S}_{current} \leftarrow \mathcal{S}_{best}$ 
   $\mathcal{S}_{final} \leftarrow \mathcal{S}_{best}$ 

```

4 Expérimentation

Afin de valider notre proposition nous avons effectué diverses expérimentations. Dans cette section nous présentons un cas d'étude sur un extrait de 256×256 pixels d'une

image Pléiades de la ville de Strasbourg (Fig. 2(a)). L'extrait correspond à une zone résidentielle. Nous nous intéressons à l'extraction des maisons individuelles (Fig. 2(b)). Le segmenteur utilise la métrique UOA [15] avec l'entropie comme indice d'homogénéité. Ceci nous permet d'une part d'initialiser la segmentation avec des segments adaptés à la taille des maisons et d'autre part d'avoir une estimation de la qualité locale des segments (sur-, sous-, ou bonne segmentation).

L'extracteur est basé sur l'algorithme de régression nu-SVR [2] entraîné au préalable avec des exemples différents de ceux de la figure 2(b).

Nous remarquons que les maisons ont été globalement bien détectées bien qu'il y ait encore quelques faux positifs et un certain nombre de segments non décidés. Les résultats sont tout de même très encourageants.

Le tableau 1 donne la qualité du résultat final suite au processus de classe-segmentation par rapport à la vérité-terrain (métriques F-measure [14], Rand index [13] et coefficient Kappa [3]) et ce pour différentes valeurs du paramètre D (Algo 2) qui donne le nombre de modifications dégradantes acceptables. La première ligne correspond à la classification obtenue pour la segmentation initiale ; c'est équivalent à l'approche classique de segmenter puis classifier. On remarque que de façon générale les résultats obtenus sont prometteurs, la collaboration permet d'améliorer les résultats par rapport à ceux de la segmentation initiale, et les meilleurs scores sont obtenus avec 12 étapes dégradantes (figure 2(c)) pour l'indice de Rand, et avec 15 étapes (figure 2(d)) pour la F-measure et le Kappa. Au delà de cette valeur, les résultats chutent de manière considérable car les segments commencent à être trop modifiés de manière non pertinente à la classification. La figure 3 illustre les résultats obtenus en répétant la classe-segmentation pour l'extraction des routes et de la végétation. Les résultats sont également positifs, pour la végétation nous obtenons $F\text{-measure}=0.66454$, $Rand=0.66394$, et $kappa=0.36662$; et pour les routes nous obtenons $F\text{-measure}=0.66895$, $Rand=0.90602$, et $kappa=0.61489$.

5 Conclusion

La segmentation d'images est la première étape dans la chaîne de traitements des approches OBIA et l'efficacité de ces dernières en dépend fortement. Notre intuition est que la segmentation idéale est celle qui permet de mieux classifier l'image. Dans cet article nous avons proposé un cadre de collaboration permettant de mener les processus de segmentation et de classification de manière conjointe afin d'améliorer les deux résultats simultanément.

Nos expériences montrent que la collaboration entre ces deux paradigmes est bénéfique pour l'extraction d'une classe donnée. Le nombre d'étapes dégradantes admises dans le processus a une influence considérable sur les résultats et peut les améliorer considérablement, mais le temps de calcul est alors fortement augmenté. Il est nécessaire de trouver un bon compromis. Il peut s'avérer également inté-

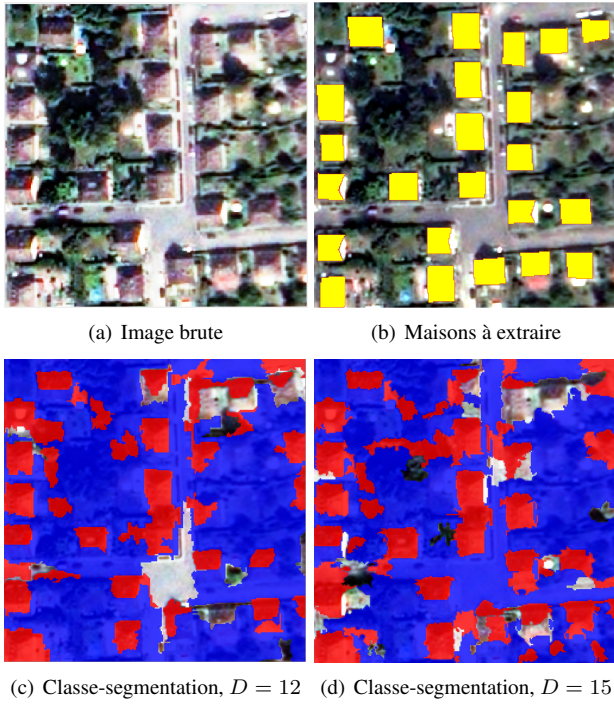


FIGURE 2 – Visualisation des résultats : dans l'image (c) les segments positivement classés apparaissent en rouge, les segments négativement classés en bleu et les segments non décidés sans couleur. ©CNES2012, Distribution As-trium Services / Spot Image S.A., France, All rights reserved.

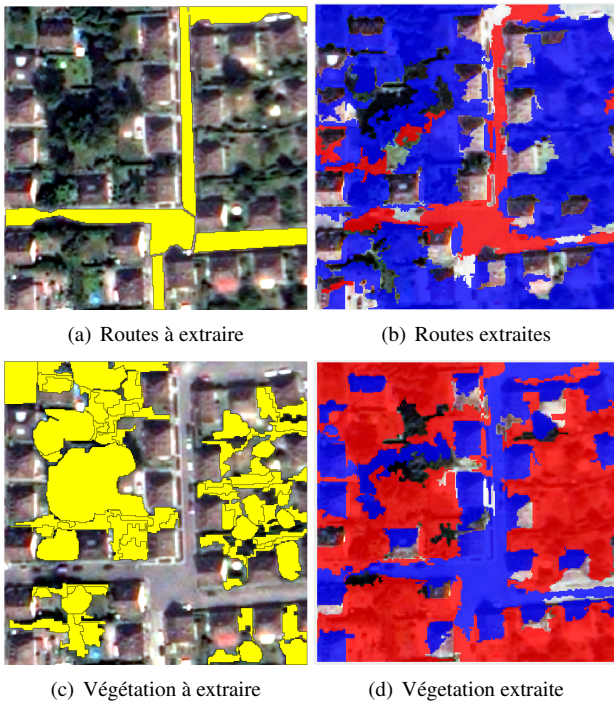


FIGURE 3 – Exemples de classe-segmentation pour l'extraction des routes et de la végétation. Sur la colonne de gauche, la vérité terrain des deux classes. Sur la colonne de droite, les résultats de la classe-segmentation avec $D = 15$.

TABLE 1 – Résultats de la classe-segmentation en fonction du nombre d'étapes dégradantes permises.

D	F-measure	Rand	Kappa
intiale	0.57888	0.79069	0.45213
1	0.57855	0.79096	0.45198
2	0.54600	0.77096	0.40608
3	0.55570	0.76723	0.41937
4	0.53730	0.78383	0.41045
5	0.56287	0.78271	0.43695
6	0.55487	0.77424	0.41919
7	0.55662	0.78403	0.42656
8	0.58047	0.78197	0.45349
9	0.55095	0.77451	0.41822
10	0.58128	0.77435	0.44673
11	0.58170	0.79908	0.46171
12	0.59330	0.81746	0.48169
13	0.53463	0.77798	0.40129
14	0.57036	0.77643	0.43690
15	0.62263	0.80837	0.50899
16	0.56386	0.80402	0.44532
17	0.58064	0.79017	0.45698
18	0.57950	0.80156	0.46053
19	0.58240	0.810203	0.46962
20	0.52157	0.7635919	0.38625

ressant d'adapter cette valeur à la volée et de manière plus fine en fonction du segment qui est en cours de modification.

Le cadre que nous proposons est générique, ce qui permet d'employer des classeurs quelconques. On pourrait imaginer par exemple un classer dont le modèle est incrémentale et peut être amélioré à chaque lancement par l'évaluation manuelle des résultats précédents, notamment par la pénalisation des faux positifs et la prise de décision concernant les segments non décidés.

D'autres paramètres, tels que le critère de qualité, ou la stratégie pour sélectionner le segment candidat, pourraient avoir une influence sur les résultats de la méthode. Une étude approfondie sur ces aspects s'avère intéressante à faire dans nos prochains travaux. De plus, nous envisageons étendre ce cadre pour permettre l'interaction entre N classe-segmenteurs afin de pouvoir gérer un ensemble de N classes thématiques et donc l'interprétation totale de l'image.

Remerciements

Ces travaux de recherche ont été possibles grâce au financement de l'Agence Nationale de la Recherche dans le cadre du projet COCLICO (ANR-12-MONU-0001).

Références

- [1] T. Blaschke. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS J Photogramm*, 65 :2–16, 2010.

- [2] C.-C. Chang and C.-J. Lin. Libsvm : A library for support vector machines. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, 2(3) :27 :1–27 :27, May 2011.
- [3] J. Cohen. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1) :37, 1960.
- [4] P. Coppin, I. Jonckheere, K. Nackaerts, B. Muys, and E. Lambin. Review article digital change detection methods in ecosystem monitoring : a review. *Int J Remote Sens*, 25 :1565–1596, 2004.
- [5] S. Derivaux, G. Forestier, C. Wemmert, and S. Lefèvre. Supervised image segmentation using watershed transform, fuzzy classification and evolutionary computation. *Pattern Recogn Lett*, 31 :2364–2374, 2010.
- [6] M. Farmer and A. Jain. A wrapper-based approach to image segmentation and classification. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 14 :2060–2072, Dec. 2005.
- [7] P. Hofmanna, P. Lettmayerb, T. Blaschkea, M. Belgia, S. Wegenkittlb, R. Grafb, T. J. Lampoltshammera, and V. Andrejchenkoa. Abia - a conceptional framework for agent based image analysis. *South-Eastern European Journal of Earth Observation and Geomatics*, 3(25) :125–129, 2014.
- [8] C. Kurtz, N. Passat, P. Gancarski, and A. Puissant. Extraction of complex patterns from multiresolution remote sensing images : A hierarchical top-down methodology. *Pattern Recognition*, 45 :685–706, 2012.
- [9] I. Lizarazo and P. Elsner. Segmentation of remotely sensed imagery : moving from sharp objects to fuzzy regions. *Image Segmentation*, 2011.
- [10] F. T. Mahmoudi, F. Samadzadegan, and P. Reinartz. Object oriented image analysis based on multi-agent recognition system. *Computers & Geosciences*, 54 :219–230, 2013.
- [11] M. Musci, R. Feitosa, and G. Costa. An object-based image analysis approach based on independent segmentations. In *Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2013 Joint*, pages 275–278, April 2013.
- [12] H. M. Pham, Y. Yamaguchi, and T. Q. Bui. A case study on the relation between city planning and urban growth using remote sensing and spatial metrics. *Landscape Urban Plan*, 100 :223–230, 2011.
- [13] W. M. Rand. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical association*, 66(336) :846–850, 1971.
- [14] C. J. V. Rijsbergen. *Information Retrieval*. Butterworth-Heinemann, Newton, MA, USA, 2nd edition, 1979.
- [15] A. Troya-Galvis, P. Gancarski, N. Passat, and L. Berti-Equille. Unsupervised quantification of under- and over-segmentation for object-based remote sensing image analysis. *IEEE J STARS*, PP(99) :1–10, 2015.
- [16] C. V. Westen. Remote sensing and gis for natural hazards assessment and disaster risk management. In *Treatise on Geomorphology*, pages 259–298. Academic Press, 2013.